

Fachgebiet Rechnerarchitektur und Eingebettete Systeme

Vasilii Ganishev

Entwicklung von Modellen und Techniken zur Prozessplanung und Ablaufsteuerung in komplexen Forschungsprojekten

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades Doktoringenieur
(Dr.-Ing.)

9. Januar 2019

Bitte zitieren als:

Vasilii Ganishev, "Entwicklung von Modellen und Techniken zur Prozessplanung und Ablaufsteuerung in komplexen Forschungsprojekten", Dissertation, Technische Universität Ilmenau, Fakultät für Informatik und Automatisierung, Januar 2020.

Entwicklung von Modellen und Techniken zur Prozessplanung und Ablaufsteuerung in komplexen Forschungsprojekten

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktoringenieur (Dr.-Ing.)

vorgelegt von

Vasilii Ganishev

geb. am 28. April 1991
in Mytishchi, Moskauer Gebiet

angefertigt am

Fachgebiet Rechnerarchitektur und Eingebettete Systeme

**Fakultät für Informatik und Automatisierung
Technische Universität Ilmenau**

- 1. Gutachter: **Univ.-Prof. Dr.-Ing. habil. Wolfgang Fengler**
- 2. Gutachter: **Univ.-Prof. Dr. rer. nat. habil. (Staatl. Univ. Moskau) Viktor S. Izhutkin**
- 3. Gutachter: **Dr. rer. nat. habil. Abebe Geletu W. Selassie**

Tag der Einreichung: **9. Januar 2019**

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: **15. Januar 2020**

Danksagung

Ich möchte mich recht herzlich bei allen Menschen bedanken, die mir beim Schreiben dieser Arbeit geholfen und unterstützt haben.

Ich danke meinem Doktorvater, Professor Wolfgang Fengler, für seinen unschätzbaren Beitrag zu meiner Arbeit. In Gesprächen mit ihm wurden die in diesem Papier vorgeschlagenen Methoden verfeinert und verbessert. Professor Fengler hat viel Zeit und Energie in diese Diskussionen, in meine Entwicklung investiert.

Anschließend danke ich dem gesamten Team des Fraunhofer SCS für die Unterstützung meiner Arbeit und die Erstellung von Projektplänen für die praktische Anwendung der vorgeschlagenen Methoden. Die Diskussion über meine Arbeit in diesen Wänden trug dazu bei, die Algorithmen auf den heutigen Stand zu bringen. Ich möchte mich bei Julian Lindner und Harald Werr separat bedanken, die einen großen Beitrag zu meiner Arbeit aus sprachlicher Sicht geleistet haben, ihre Freizeit damit verbracht haben, sie zu lesen und Korrekturen vorzuschlagen. Meinen besonderen Dank möchte ich auch meinen Führungskräften, Andreas Hölczi und Andreas Harth, aussprechen, die mich beim Schreiben dieser Arbeit mit Beteiligung und Verständnis behandelt haben.

Ich möchte mich bei meiner Ehefrau und meiner Familie bedanken, die mich bei der Arbeit unterstützt haben. Ich möchte auch meinen Freunden danken, die in freundschaftlichen Gesprächen meinen Ideen geholfen haben, sich in die in diesem Beitrag beschriebenen Methoden zu verwandeln.

Ich möchte den Beitrag der TU Ilmenau anerkennen, die meine Forschung in den ersten zwei Jahren im Rahmen der Thüringer Graduiertenförderung finanziell unterstützt hat.

Kurzfassung

In dieser Dissertation werden Modelle und Techniken zur Prozessplanung und Ablaufsteuerung von komplexen Forschungs- und Entwicklungsprojekten unter Unsicherheit behandelt. Diese Projekte sind kompliziert zu überwachen und zu steuern, weil das genaue Prozessmodell am Anfang nicht vollständig bekannt ist und die Bearbeitungszeiten von Aufgaben variieren können. Demgegenüber steht die Notwendigkeit, einen effektiven, ergebnisorientierten Prozessablauf zu realisieren. Die konkurrierende Nutzung verschiedener Ressourcen, einschließlich Personal und Ausrüstung, beeinflusst dabei den Zeitplan und die Kosten der Projekte.

Als Ausgangspunkt dieser Dissertation wurden die bestehenden Methoden zur Projektplanung und Prozessmodellierung sowie die Konzepte zur Berücksichtigung der Unsicherheit diskutiert und bewertet. In der Arbeit werden YAWL-Modelle von Workflows in Kombination mit Bayes'schen Netzen verwendet, letztere um den Einfluss von Unsicherheiten darzustellen und zu quantifizieren. Dadurch ist es möglich, Informationen über die Projektstruktur in den Entscheidungsprozess einzubeziehen. Das Modell baut dabei auf der YAWL-Beschreibung eines Projekts auf. Schätzungen der Aufgabendauer werden als Zufallsvariablen für die Inferenz innerhalb der Bayes'schen Netze verwendet. Weiterhin wird die Fuzzy-Logik für die Modellierung des Einflusses von der Ressourcennutzung verwendet. Sie kann unter einigen in der Arbeit aufgestellten Annahmen in die erarbeiteten Modelle integriert werden.

Es werden Regeln für die Übertragung von häufig anzutreffenden Workflow-Mustern, wie Sequenz, paralleler Bearbeitung und Alternativen auf Bayes'sche Netze erarbeitet. Die Aufgabendauer wird basierend auf einer Art der Beta-Verteilung, der PERT-Verteilung, modelliert. Es werden Techniken der Diskretisierung dieser Verteilung für die zukünftige Verarbeitung in Bayes'schen Netzen entwickelt und untersucht. Das entworfene Modell wird ergänzt, um zusätzliche Informationen über die Ressourcennutzung in Form von Fuzzy-Variablen integrieren zu können.

Mit dem entwickelten Modell ist es möglich, den Einfluss von unsicheren Faktoren auf die Laufzeit zu messen, „Was-Wäre-Wenn“-Szenarien zu erstellen und die Auswirkungen von Änderungen im Projektplan auf dessen Gesamtdauer abzuschätzen. Die Funktionsweise des Konzepts wurde anhand zwei realer Projekte einer großen Forschungseinrichtung evaluiert.

Abstract

This dissertation deals with models and techniques for process planning and execution control of complex research & development projects under uncertainty. These projects are complicated to monitor and manage, because the exact process model is not fully known at the beginning of the project, and the execution time of tasks may vary. The competing use of various resources, including personnel and equipment (computers, equipment, etc.), influences the schedule and cost.

As a starting point of this dissertation the existing methods for project planning and process modelling as well as the concepts for the consideration of uncertainty were discussed and evaluated. In this thesis YAWL models of the workflow are used in combination with Bayesian networks to represent and quantify the influence of uncertainties. It allows for including information about the project structure in the decision-making process. The model is based on a YAWL description of a project. Estimates of the task duration are used as random variables for the inference in Bayesian networks. Furthermore, fuzzy logic, a common method for the linguistic description of the dependencies between different parameters, is used for modelling the influence of resource utilization and, under some assumptions made in dissertation, can be integrated into developed model.

Rules for transferring frequently used workflow patterns such as sequence, parallel processing (AND join), and alternatives (XOR/OR joins) to Bayesian networks are developed. The task duration is modelled based on a special type of Beta distribution, the PERT distribution. Techniques to discretize this distribution for future processing in Bayesian networks are developed and investigated. The designed model is extended to include additional information on resource utilization by using fuzzy variables. Algorithms for calculating their probability measure without and with a priori information about their distribution are developed, so that they can be modelled using virtual evidence in Bayesian networks.

With the developed model, the influence of uncertainty factors on the schedule can be measured, what-if analysis can be performed, and the impact of changes in the project on

its total duration can be estimated. The functioning of the concept was evaluated on the basis of two real projects of a large research institution.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	iii
Abstract	v
Inhaltsverzeichnis	vii
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Motivation und Ziel der Arbeit	2
1.3 Inhalt der Arbeit	3
2 Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung	6
2.1 Zusammenarbeit in Forschungs- und Entwicklungsprojekten	7
2.2 Modelle für die Projektplanung	15
2.3 Techniken und Notationen für die Prozessmodellierung	18
2.3.1 Petri-Netze	19
2.3.2 Workflow-Netze	21
2.3.3 Yet Another Workflow Language	22
2.4 Case Management Model and Notation	25
2.5 Fazit	27
3 Techniken für Projekt- und Prozessplanung mit Unsicherheit	29
3.1 Probabilistische grafische Modelle	30
3.1.1 Markov-Ketten	31
3.1.2 Bayes'sche Netze	32
3.2 Fuzzy-Logik	40
3.3 Prozessmodelle und -notationen unter Berücksichtigung der Unsicherheit . .	48
3.4 Fazit	64

4	Projektplanung mit Bayes'schen Netzen	66
4.1	Prozessmodellierung in kooperativen Forschungsprojekten	67
4.2	Konstruktion eines Bayes'schen Netzes auf Basis der Workflow-Pattern . . .	70
4.2.1	Sequenz	71
4.2.2	AND-Join	73
4.2.3	XOR-Join	76
4.2.4	OR-Join	80
4.3	Modellierung der Aufgabedauer	82
4.4	Diskretisierung von kontinuierlichen Wahrscheinlichkeiten	86
4.4.1	Wahrscheinlichkeitssummierung	87
4.4.2	Numerische Approximation	88
4.4.3	Vergleich von Diskretisierungsalgorithmen	90
4.4.4	Weitere Fehlerquellen bei der Diskretisierung	92
4.5	Beispiel der Konstruktion von Bayes'schen Netzen	93
4.6	Fazit	97
5	Berücksichtigung von weiteren Faktoren bei der Projektplanung	99
5.1	Ressourcennutzung	100
5.1.1	Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Variablen ohne Apriori-Kenntnisse	101
5.1.2	Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Variablen mit Apriori-Kenntnisse	104
5.1.3	Modellierung von Fuzzy-Inferenzsystemen mit Bayes'schen Netzen .	108
5.2	Anwendung des Modells für die Projektplanung	114
5.3	Fazit	129
6	Evaluierung und Demonstration des Modells	131
6.1	Forschungsprojekt A	131
6.2	Forschungsprojekt B	135
6.3	Fazit	141
7	Zusammenfassung und Ausblick	142
7.1	Zusammenfassung des Aufbaus der Doktorarbeit	142
7.2	Die in der Arbeit erhaltenen Ergebnisse	144
7.3	Zukünftige Untersuchungen und mögliche Erweiterungen	145
	Abbildungsverzeichnis	147
	Literaturverzeichnis	150
	Anhang	156

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Problemstellung

Größere komplexe Forschungs- und Entwicklungsprojekte werden durch viele Gruppen unterschiedlicher Ausrichtung und Spezialisierung bearbeitet, wobei alle zu einer Gesamtzielstellung beitragen. Naturgemäß ist in solchen Projekten ein hohes Maß an Synchronisation und Kommunikation zwischen den Beteiligten notwendig. Das ist vor allem durch die gegenseitigen Abhängigkeiten der Teilergebnisse, arbeitsteilig genutzten Ressourcen (Versuchsaufbauten, Labors, Geräten u. ä.), begründet. Durch die Entwicklung der Kommunikationswege sind die technisch unterstützenden Möglichkeiten zur wissenschaftlichen Kooperation deutlich gestiegen. Bei der früher verfolgten Organisationsform "Big Science" arbeiten alle Forschungsgruppen des Gesamtprojekts lokal konzentriert. Bei örtlicher Verteilung (auch international) entsteht eine flexiblere Struktur und teilweise andere Anforderungen an die Steuerung und das Monitoring der Kooperation. In beiden Fällen gibt es einen Bedarf an Methoden und evtl. Tools, um die Prozesse zu beschreiben, zu planen, zu optimieren und auch zu steuern. Unsichere Schätzungen und eine veränderliche Projektstruktur machen es zu einer komplexen Aufgabe.

Es existieren Workflow-Systeme wie Kepler, Taverne oder Triana, welche sich vorrangig mit den (automatisierbaren) Abläufen in den Teilstrukturen von Forschungseinrichtungen beschäftigen. Sie haben nicht die Aufgabe, die organisatorischen Abläufe in konkreten Projekten zu modellieren und zu steuern. Die Mehrheit der Forschungsprojekte in der Wissenschaft sind Prozesse ohne Überwachungssoftware oder -techniken, d.h. vollständig ad-hoc gesteuert. Forschungs- und Entwicklungsprozesse in der Industrie werden zurzeit genau-

so behandelt wie operativen Prozessen oder organisiert unter Verwendung von früheren Projekten, bzw. Intuition.

1.2 Motivation und Ziel der Arbeit

Forschungs- und Entwicklungsprojekte sind aufgrund ihrer veränderlichen Struktur und ungewissen Schätzungen über die Dauer der beteiligten Aufgaben, der Leistungsfähigkeit der Bearbeiter und notwendiger Aufwände für Teilaufgaben schwer zu überwachen und zu steuern. Gängige Konzepte zur Analyse von operativen Prozessen können nicht verwendet werden, da sie für repetitive Szenarien konzipiert sind. Andererseits geben viele Projektmanagement-Techniken eine ungerechtfertigte Annahme der Aufgabendauer in Form eines Einzelwertes, der bei der Berechnung auf einer Art vom Projektnetzplan weiterverwendet wird.

Die Zeitplanung des Projektes ist eng mit der Ressourcenverwaltung verknüpft, weil Ressourcen für die Ausführung von Aufgaben erforderlich sind. Innerhalb des Projektes können verschiedene Arten von Ressourcen verwendet werden (z.B. Bearbeiter, Computer oder Geräte). Einige Ressourcen in dem Projekt können zu einem konkreten Zeitpunkt nur für eine Aufgabe verwendet werden, einige können mehrere Aktivitäten nebenläufig ausführen. Darauf aufbauend kann eine Zeitplanung mit Ressourcen erstellt werden, bei der auch mehrere Projekte und die teilweise zeit- und arbeitsteilige Nutzung berücksichtigt werden können. Die Entscheidungen über die zeitliche alternative Nutzung von Ressourcen haben Auswirkungen auf das Folgeverhalten und damit auch auf die daraus resultierenden Ablaufvarianten.

Insgesamt werden das Monitoring und die Steuerung von Projekten durch die Tatsache erschwert, dass das Prozessmodell des Projektes oft nicht vollständig bekannt ist. Während der Ablaufphase sind Entscheidungen zu treffen, die Eigenschaften, z.B. die Zeit, das Budget oder komplexere Eigenschaften wie die Qualität, beeinflussen können. Alle vorgeschlagenen Konzepte dieser Arbeit werden anhand des Beispiels Zeitbewertung betrachtet, aber es wird davon ausgegangen, dass sie auch für weitere Kriterien verallgemeinert werden können.

Ziel dieser Dissertation ist die Entwicklung und Untersuchung einer Technik zur Modellierung und Überwachung von Forschungsprojekten unter Unsicherheit mittels der Verwendung von Bayes'schen Netzen, die die Schätzung des Einflusses von verschiedenen unsicheren Faktoren auf der Projektdauer ermöglicht. Die Bayes'schen Netze wurden als die semantische Verbindung für die Modellierung ausgewählt, weil ihre Struktur sehr günstig für die "Was-Wäre-Wenn"-Analyse ist. Es werden Regeln zur Übertragung der Projektstruktur auf

Bayes'sche Netze erarbeitet, welches übliche Workflowmuster wie Sequenz, UND-, XOR- und OR-Verknüpfung beibehält.

Die Bewertungen über Dauer der im Projekt beteiligten Aufgaben bilden Zufallsvariablen im Modell. Deren Erstellung selbst ist ein komplexes Problem. Es wird vorgeschlagen, eine spezielle Art von Wahrscheinlichkeitsverteilungen, die PERT-Verteilung anzuwenden. Diese Verteilung wird basierend auf drei Parameter erstellt: die minimale mögliche, die maximale mögliche und die wahrscheinlichste Aufgabedauer. Um die Information von dieser Verteilung für die Berechnung mit Bayes'schen Netzen weiterzunutzen, sollen Algorithmen für Diskretisierung entwickelt und untersucht werden.

1.3 Inhalt der Arbeit

Die Dissertation ist folgendermaßen strukturiert:

Nach der Einleitung werden im zweiten Kapitel verschiedene Konzepte der Zusammenarbeit im Projektmanagement und die existierenden Modelle dafür beschrieben. Danach werden die Unterschiede zwischen operativen Prozessen und Prozessen in Projekten erklärt. Es folgt die Beschreibung von Effektivitätskriterien, die für Bewertung von Forschungs- und Entwicklungsprojekten benutzt werden. Außerdem werden die üblichen Methoden für Projektplanung, wie Netzplan und Methode des kritischen Pfades, besprochen. Es werden auch die am häufigsten angewendete Prozessmodelle und -notationen, wie Petri-Netze, Workflow Netze und Yet Another Workflow Language (YAWL) berücksichtigt. Das moderne Konzept von Case Management Model and Notation (CMMN), das Projekten von anderem Gesichtspunkt betrachtet, wird separat beschrieben.

Im dritten Kapitel werden die Techniken für Projekt- und Prozessplanung mit Unsicherheit beschrieben. Darunter werden theoretische Konzepte zum Umgang mit Unsicherheit mit probabilistischen grafischen Modellen wie Markov-Ketten und Bayes'schen Netzen behandelt. Sie helfen, mit der Unsicherheit im Sinne mehrerer möglicher Ergebnisse umzugehen. Das Konzept der Fuzzy-Logik wird anschließend besprochen, welches hilft, eine andere Art von Unsicherheit, die Ungenauigkeit, zu modellieren. Weiterhin wird eine Technik beschrieben, die ermöglicht, ein Wahrscheinlichkeitsmaß davon zu erhalten. Neben bestehenden deterministischen Prozessmodellen werden auch die Notationen für Prozessmodellierung mit Unsicherheit diskutiert.

Im vierten Kapitel wird der Algorithmus zum Aufbau eines Bayes'schen Netzes auf Basis eines Prozessmodells entwickelt und beschrieben. Die Regeln der Modellierung von Work-

flowmustern als Sequenz, AND-, XOR-, OR-Verknüpfung werden aufgestellt. Die Art und Weise der Schätzung der Dauer jeder Aufgabe im Prozess mit PERT-Verteilung, eine spezielle Art der Beta-Verteilung wird integriert. Es werden vier Algorithmen zur Diskretisierung dieser Verteilung implementiert. Unter Nutzung der Implementierung wird untersucht, welchen Fehlereinfluss diese auf die Berechnungen in den Bayes'schen Netzen erzeugen. Damit ist es möglich, Expertenschätzungen über die Dauer jeder Aufgabe und den Projektablauf zusammenzufassen und die Schätzung über die Gesamtdauer des Forschungs- und Entwicklungsprojektes zu berechnen. Der gesamte Prozess der Konstruktion eines Bayessischen Netzes unter Nutzung aller vorher entwickelten Lösungen wird anhand eines Beispiels untersucht und beschrieben.

Im fünften Kapitel wird das Konzept der Modellierung von Fuzzy-Systemen, die auf vollständiger Regelnbasis definiert sind, mit einem Bayes'schen Netz vorgeschlagen. Dafür werden Algorithmen implementiert, um das Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Mengen zu berechnen, das später als eine Evidenz im Modell verwendet wird. Diese Algorithmen funktionieren mit und ohne A-priori-Kenntnisse über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Variable auf dem Diskursuniversum. Der Algorithmus der Modellausgangskorrektur wird für den Fall entwickelt, wenn die Aufgabe über die Grenzen des geschätzten Zeitplans hinausgeht, d.h. ungeplante Verzögerungen entstehen, und das Modell nicht neu berechnet werden muss. Auch Ähnlichkeitsmaße und -metriken werden untersucht, die zum Vergleich zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen verwendet werden. Diese ermöglichen die Charakterisierung von Unterschieden der Schätzungen mehrerer Szenarien. Außerdem werden die möglichen Analyseszenarien mit Modellierungsergebnissen beschrieben und an einem Beispiel gezeigt.

Im sechsten Kapitel wird die Modellanwendung an zwei realen Forschungs- und Entwicklungsprojekten beschrieben. Dadurch wird es möglich, die Wahrscheinlichkeit eines rechtzeitigen Abschlusses der Projekte und die Auswirkungen zusätzlicher Ressourcen auf eines der Projekte zu beurteilen.

Im siebten Kapitel werden die Ergebnisse dieser Dissertation zusammengefasst und Ausblick auf zukünftige Untersuchungen und mögliche Erweiterungen vorgeschlagen. Die wichtigste sind die Generalisierung des entwickelten Modells an Entscheidungsnetze, die ermöglichen, verschiedene Szenarien des Projektablaufs miteinander zu vergleichen und unter Anwendung der Nutzenfunktion zu optimieren, und die Untersuchung von Modellierungstechnik für weitere bzw. fortschrittlichere Workflowmuster, wie z.B. Schleifen oder den Fall des Abbruchs (Cancel Case).

In dieser Arbeit werden folgende Aufgaben gelöst:

- Formulierung von Regeln für den Aufbau von Bayes'schen Netzen auf Basis von Prozessmodellen, wobei die Aufgabendauer eine Zufallsvariable ist;
- Entwicklung eines Algorithmus der Modellierung von Alternativen im Bayes'schen Netzen (XOR- und OR-Verknüpfungen im Prozessmodell);
- Analyse und Vergleich von Möglichkeiten, Schätzungen für die Dauer der Aufgabe vorzunehmen;
- Analyse und Erstellung von Diskretisierungsalgorithmen für Wahrscheinlichkeitsverteilungen wurden analysiert, die verwendet werden, um die Informationen der Aufgabendauer in Bayes'schen Netze zu implementieren;
- Ermittlung von Koeffizienten der Gauß'sche Quadraturformel für die PERT-Verteilung, die die Diskretisierung dieser Verteilung mit fehlerfreiem ersten Moment (Erwartungswert) ermöglicht.
- Integration des Konzepts der Modellierung von Fuzzy-Inferenzsystemen, die auf der vollständigen Regelnbasis für linguistische Variablen definiert sind, in Bayes'sches Netz;
- Entwicklung eines Algorithmus für ungeplante Ereignisse, damit ist die Modellkorrektur in manchen Fällen ohne die Wiedererstellung des Modells möglich;
- Anwendung auf reale Beispiele von Forschungsprojekten einer großen Forschungseinrichtung.

Kapitel 2

Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung

Alle Modelle sind falsch, doch manche sind nützlich.

George E.P. Box, Statistics for Experimenters.

Die Anzahl der Hightech- und Innovationsprojekte in der Industrie, im Gesundheitswesen, in öffentlichen und staatlichen Institutionen nimmt stark zu [DHT00]. In diesem Zusammenhang suchen viele Unternehmen nach Möglichkeiten, neue Produkte oder Dienstleistungen zu entwickeln oder ihre Bestehenden zu optimieren, und sind deshalb in Forschungs- und Entwicklungstätigkeit eingebunden.

Einige Unternehmen eröffnen Forschungs- und Entwicklungsabteilungen selbst oder arbeiten in Kooperation mit Forschungsinstituten, wie Bell Laboratories oder der Fraunhofer-Gesellschaft. Diese Projekte können eine komplizierte Struktur haben, da viele Akteure an der Erreichung eines gemeinsamen Ziels beteiligt sind. Die Planung solcher Projekte ist ein kompliziertes Problem, denn Entscheidungen sollten unter teilweise unbekannten Bedingungen getroffen werden, Aufgaben für Mitarbeiter mit unterschiedlicher Erfahrung und Hintergrund sollen festgelegt werden. Darüber hinaus müssen Mitarbeiter oft an mehreren Projekten teilnehmen.

Die Überwachung solcher Projekte wird traditionell z.B. von einem der Teilprojektleiter durchgeführt, der zugleich für einen Teil des von seiner Institution durchgeführten Projekts verantwortlich ist. Demzufolge sind die gesamten Informationen über das Projekt, seine Struktur und Abhängigkeiten zwischen Aufgaben nicht bekannt. Daher ist weitgehend unklar, wie sich Änderungen in der Projektstruktur während der Ausführung auf das gesamte

Projekt auswirken können. Es schränkt die Möglichkeiten für Management von Forschungs- und Entwicklungsprojekten, die für ihre adaptive oder veränderliche Struktur bekannt sind, wegen teilweiser unklarer Zielvorstellungen oder unbekannter Anforderungen deutlich ein.

In diesem Kapitel wird die Zusammenarbeit in Forschungs- und Entwicklungsprojekten beschrieben. Die bestehenden Faktoren, die die Durchführung solcher Projekte beeinflussen, und deren Erfolgsindikatoren werden diskutiert. Weiter werden Techniken zur Projektplanung und -überwachung, wie Netzplan und Critical-Path-Methode, überprüft und deren Nachteile beschrieben. Anschließend werden Techniken des Prozess- und Workflow-Managements beschrieben. Diese Ansätze wurden zunächst für die Analyse von operativen Prozessen entwickelt, die repetitiv und klar strukturiert sind. Diese Verfahren können aber auch teilweise für Projektmodellierung eingesetzt werden.

Auch die Notation für das Adaptive Case Management, das neue Konzept für Prozessmodellierung, das sich mehr auf den Fällen und nicht auf den Prozessen zu fokussieren versucht, wird berücksichtigt.

2.1 Zusammenarbeit in Forschungs- und Entwicklungsprojekten

Ein Projekt selbst ist eine temporäre Aktivität zur Erstellung eines einzigartigen Produkts oder einer einzigartigen Dienstleistung. Das bedeutet, dass es einen festen Zeitplan, Start- und Enddatum und ein Budget hat. Ein Projekt endet, wenn entweder sein Ziel erreicht ist oder es entschieden wurde, dass es nicht erreicht werden konnte / sollte, d.h. es besteht keine Notwendigkeit mehr für dieses spezielle Projektergebnis. Das Projektmanagement berücksichtigt keine Wiederholungen zwischen den Projekten [Pro04]. Selbst mit dem gleichen Ziel können zwei Projekte mit unterschiedlichen Ressourcen oder unter anderen Umständen durchgeführt werden. Daher sollten sie separat geplant und überwacht werden.

Insbesondere Forschungs- und Entwicklungsprojekte konzentrieren sich auf die Erstellung von Produktprototypen in Form von materiellen Gütern oder Software oder auf den Erwerb neuer Erkenntnisse im Interessengebiet.

Projekte unterscheiden sich in ihrer Komplexität und Größe, aber ein Lebenszyklus von ihnen besteht aus den folgenden vier Phasen:

- Projektbeginn, wenn das Projektziel und das Budget festgelegt werden;
- Projektvorbereitung, wenn der Projektplan genehmigt wird;

- Projektdurchführung;
- Projektabschluss, bei dem die Projektergebnisse akzeptiert und dokumentiert werden.

Die Abhängigkeit der Kosten und des Personalbedarfs kann anhand folgender Diagramme dargestellt werden (Abb. 2.1).

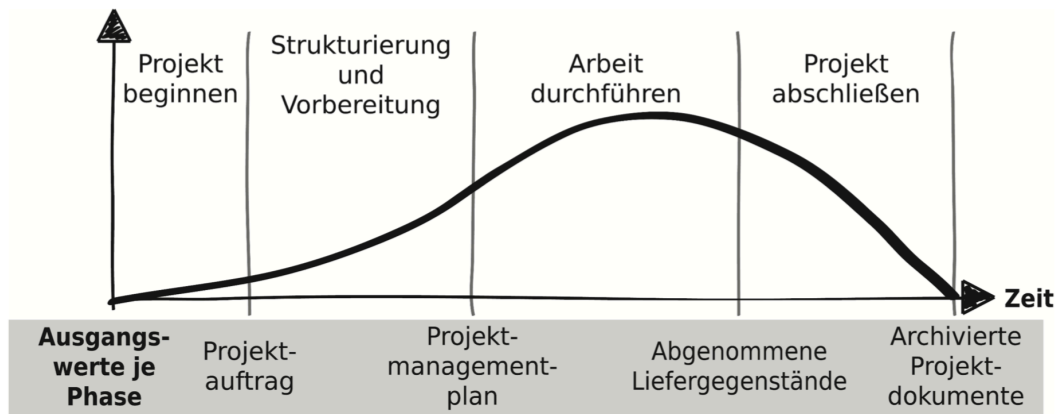


Abbildung 2.1 – Lebenszyklus eines Projektes aus [Tim17]

Projekte können in Aufgaben (Arbeitseinheiten oder Aktivitäten) unterteilt werden, die zur Erreichung des gewählten Ziels beitragen. Einige Aufgaben können selbst in Teilaufgaben unterteilt werden. Diese Aufteilung kann für eine feinere Granularität weiter verfeinert werden. Es gibt keinen allgemein anerkannten Standards, welche Aufgaben als atomare Arbeitseinheit betrachtet werden sollten. Einige Techniken, wie Scrum, schlagen vor, die Aufgabe zu teilen, bis jede Teilaufgabe von einem Bearbeiter in drei Tagen ausgeführt werden kann [SB02]. Diese selbst ungewisse Einschätzung basiert jedoch auf ungewissen Schätzungen.

Aufgaben sind Einheiten nicht nur für Projekte, sondern auch für Geschäftsprozesse. Diese beiden Arten von Unternehmenstätigkeiten haben mehrere gemeinsame Merkmale:

- Sie werden von mehreren beteiligten Bearbeitern durchgeführt;
- Sie haben Einschränkungen in Bezug auf Zeit und Ressourcen;
- Sie sollten geplant, überwacht und verwaltet werden;
- Sie werden durchgeführt, um das strategische Ziel eines Unternehmens zu erreichen.

Projektaktivitäten und Geschäftsprozesse zeichnen sich vor allem dadurch aus, dass Geschäftsprozesse konstant sind und zu sich wiederholenden Produkten, Dienstleistungen oder Ergebnissen führen. Die Projekte sind temporär. Geschäftsprozesse enden nicht nach Er-

reichen der aktuellen Ziele, sondern werden durch neue Richtlinien zur Unterstützung der strategischen Pläne des Unternehmens ergänzt [Pro04].

Einflussfaktoren

Projekte werden von Bearbeitern innerhalb eines Unternehmens oder in Zusammenarbeit mit anderen Partnern durchgeführt. Projekteigenschaften, wie die Dauer, das Budget oder der Erfolg werden von mehreren Faktoren beeinflusst. Je nach Projekt können sie intern oder extern für ein Unternehmen sein. Häufig werden die folgenden Faktorengruppen berücksichtigt:

- Projektmanagement-Techniken zur Planung und Überwachung;
- Infrastruktur und Ressourcen (z.B. Geräte oder Rechner);
- Personalressourcen (auch Fähigkeiten, Kenntnisse und Erfahrung);
- Unternehmensstruktur und -kultur;
- Staatliche und branchenspezifische Standards (Produkt- oder Dienstleistungsqualitätsstandards, gesetzliche Vorschriften usw.);
- Bereitschaft der Projektbeteiligten, Risiken einzugehen;
- Kommunikationsstandards und -instrumente, einschließlich die Form der Berichte und ihre Regelmäßigkeit;
- Weitere Faktoren.

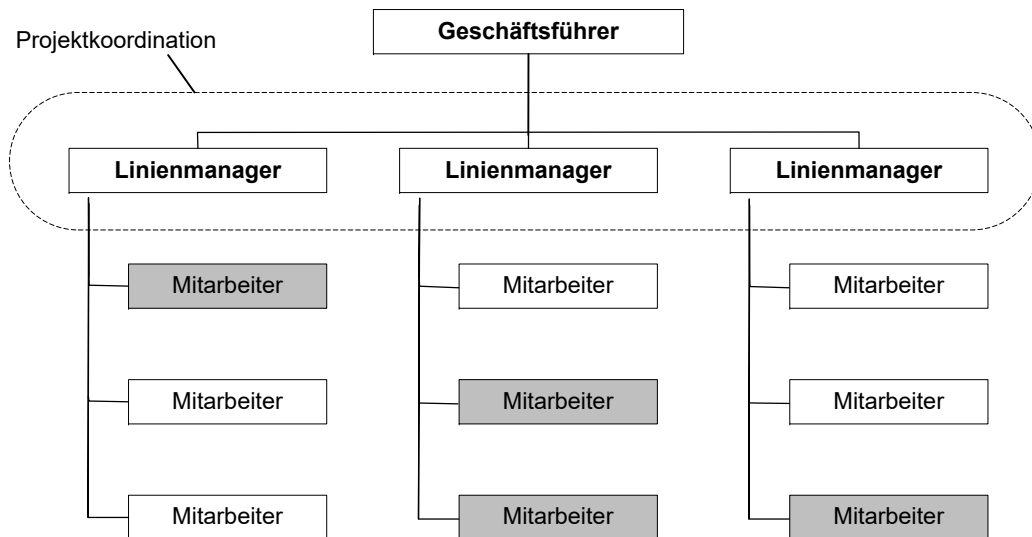
Die aktuelle Arbeit konzentriert sich auf die Modellierung und Analyse des Einflusses der ersten drei Faktorengruppen. Die Betrachtung der Organisationsstruktur geht über den Rahmen dieser Arbeit hinaus, weil dies selbst ein komplexes Forschungsthema ist. Allerdings ist die eine der wichtigsten Faktoren. Das Projektmanagement berücksichtigt mehrere Organisationsstrukturen, die in verschiedenen Unternehmen üblich sind [Pro04]:

- Funktionale Organisationsstruktur;
- Matrix-Organisationsstruktur;
- Projektorientierte Organisationsstruktur.

Funktionale Organisationsstruktur ist eine klassische Hierarchie, bei der jeder Mitarbeiter einen expliziten Vorgesetzten hat (Abb. 2.2). Alle Mitarbeiter sind nach Funktionen grup-

2 Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung

piert. Diese Gruppen können weiter in Untergruppen eingeteilt werden. Dies ist ein Organisationsmodell, das für Abteilungen wie Personalwesen oder Rechnungsstelle üblich ist. Es ist sehr effektiv für die operative Tätigkeit im Sinne der Verarbeitung einiger typischer wiederholbarer Aktivitäten, die Möglichkeit der Durchführung von Projekten ist begrenzt sowie die Autorität des Projektleiters [Pro04].



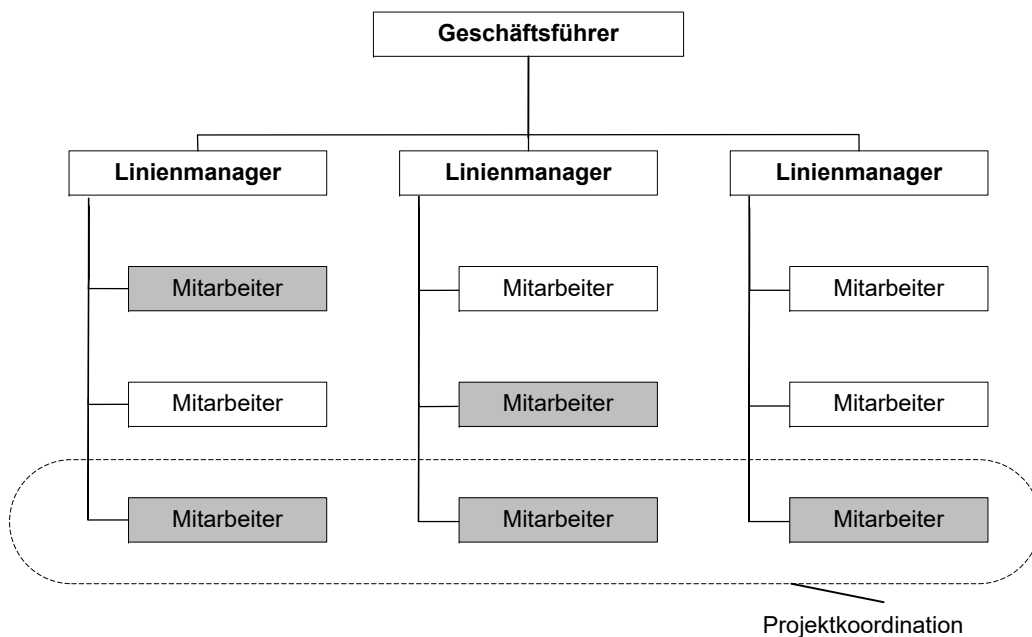
(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.2 – Funktionale Organisationsstruktur nach [Pro04]

Matrix-Organisationsstruktur gilt als Kompromiss zwischen funktionaler und projektorientierter Struktur und hat drei Subtypen:

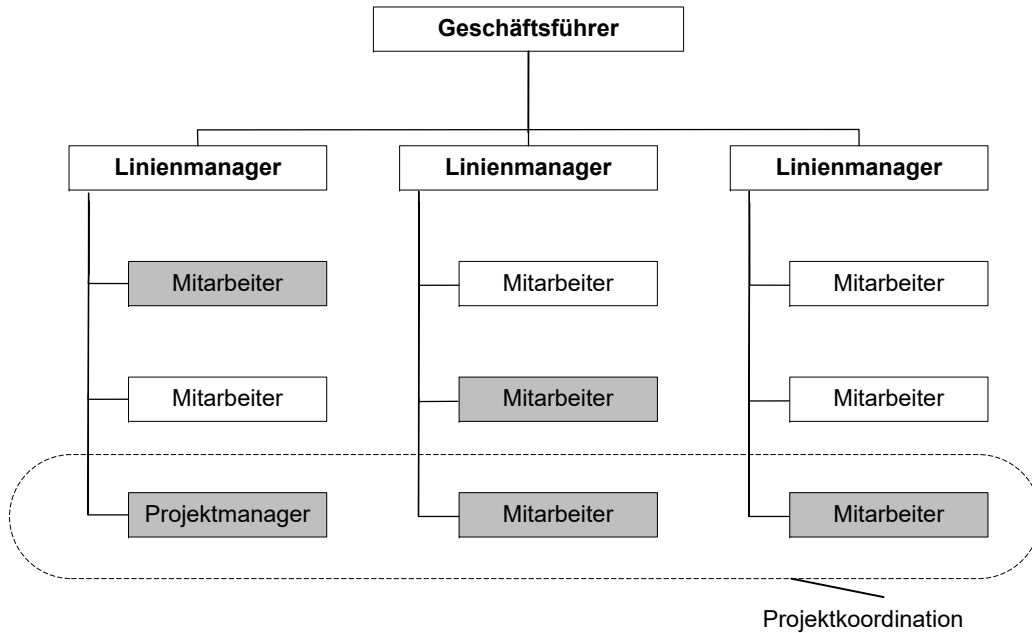
- Funktionale Matrix-Organisation, in der der Projektleiter nur die Rolle eines Koordinators einnimmt (Abb. 2.3);
- Ausgewogene Matrix-Organisation (Balanced Matrix), bei der der Projektleiter an projektbezogenen Entscheidungen mitwirkt (Abb. 2.4);
- Projekt-Matrix-Organisation, in der der Projektleiter eine Autorität und Unabhängigkeit in seinen Entscheidungen hat. Zusätzlich werden Führungskräfte dem Projektbüro, einer Sonderabteilung für Projektleiter, zugewiesen (Abb. 2.5).

Projektorientierte Organisationsstruktur kann aus organisatorischen Gründen formale Fachabteilungen haben, aber die an einem Projekt beteiligten Bearbeiter berichten direkt an den Projektleiter (Abb. 2.6). Dieser Organisationstyp ist sehr effektiv bei der Durchführung von Projekten [Pro04].



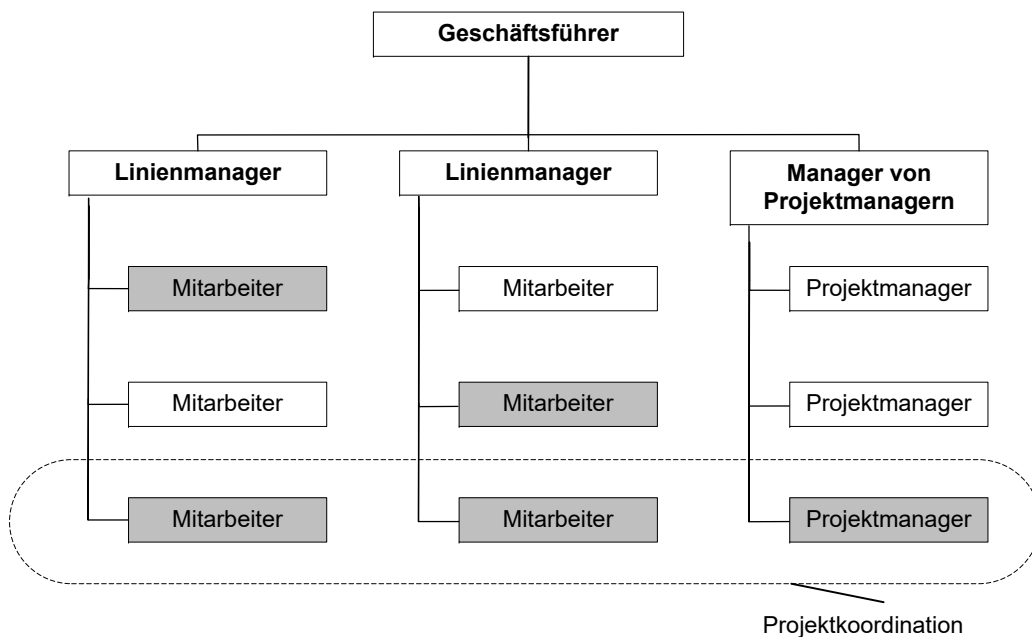
(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.3 – Funktionale Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]



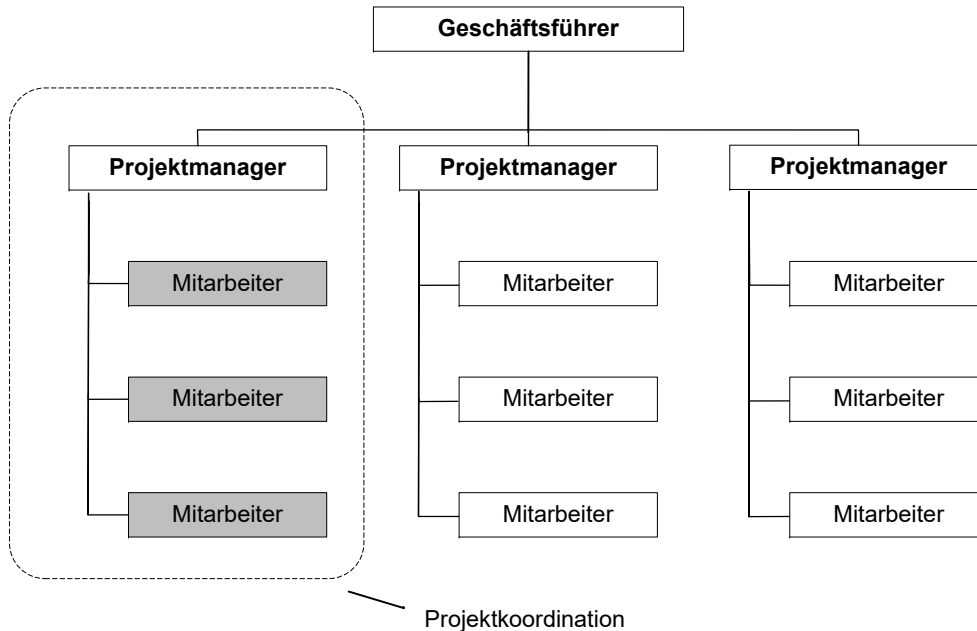
(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.4 – Ausgewogene Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]



(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.5 – Projekt-Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]

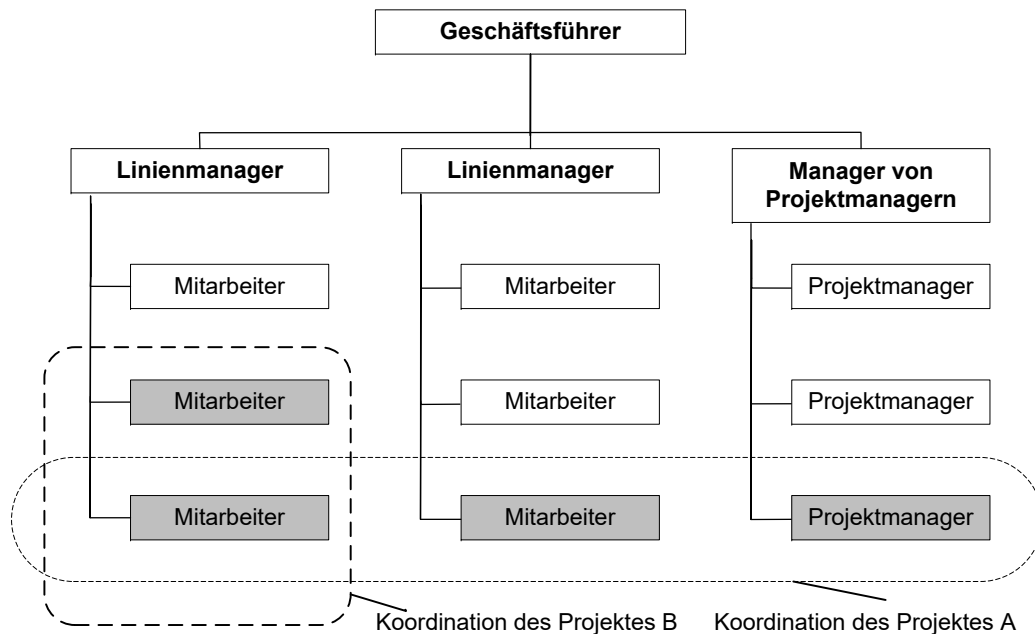


(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.6 – Projektorientierte Organisationsstruktur nach [Pro04]

2 Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung

Viele Unternehmen kombinieren verschiedene Organisationstypen auf verschiedenen Ebenen. Projektteams können in einer reinen Funktionsorganisation integriert werden (Abb. 2.7).



(Graue Kästchen stellen Mitarbeiter dar, die mit Projektaktivitäten befasst sind)

Abbildung 2.7 – Kombinierte Organisationsstruktur nach [Pro04]

Forschungs- und Entwicklungsprojekte können durch die Zusammenarbeit vieler beteiligter Partner, wie Forschungsgruppen, Institutionen, Einzelforscher, Unternehmen und Hochschulen, gekennzeichnet werden. Die Organisationsstruktur solcher Kooperationen kann nicht mit klassischen Strukturmodellen dargestellt werden, sondern kann als Netzwerk beschrieben werden (Abb. 2.8). Forscher unterscheiden diese neue Form als neuen unabhängigen Typ, weil sie heute immer üblicher wird [PP98]. Es zeigt einen Trend zur Aufteilung und Spezialisierung von Unternehmen, zur Stärkung der Verbindungen zwischen ihnen und zur Auslagerung einiger Funktionen.

Durch diese Struktur profitiert jedes Unternehmen in solchen Kooperationen von einer klaren Fokussierung seiner Funktionen und Flexibilität. Aber die Netzwerkorganisationsstruktur hat ihre Nachteile in einem Verlust der Kontrolle und Zuverlässigkeit. Jeder Partner hat nur ein eingeschränktes Verständnis für die Prozesse und Beiträge eines anderen Partners. Es ist auch schwer zu beurteilen, wie sich die Änderung einiger Aufgaben auf das gesamte Projekt auswirken kann. Diese Dissertation befasst sich mit der Behandlung dieser unsicheren Informationen.

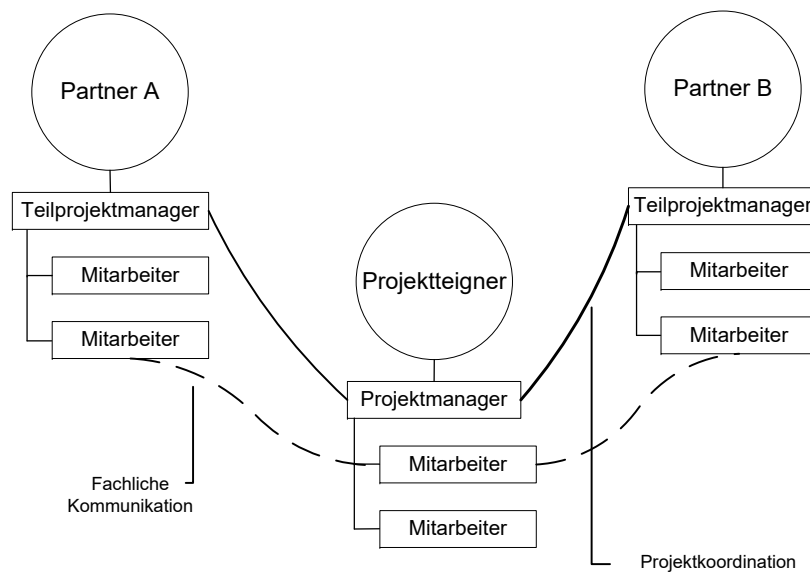


Abbildung 2.8 – Netzwerk-Organisationsstruktur in Anlehnung an [PP98]

Effizienzkriterien

Es gibt keine Einigung über Effizienz-Metriken für Forschungs- und Entwicklungsprojekte. Mehrere Untersuchungen fokussieren sich an Analyse von Erfolgsreiskriterien von Forschungs- und Entwicklungsprojekten in der Wirtschaft [BF97] und Innovationsentwicklung [PS89]. Obwohl die Forschungs- und Entwicklungsprojekte den Forschungsprojekten ähnlich zu sein scheinen, bestehen erhebliche Unterschiede zwischen ihnen. Dennoch benutzen Manager aus der Industrie dasselbe Key Performance Indicators (KPI), um die Arbeit von Forschungs- und Entwicklungsabteilungen einzuschätzen [LPK13]:

- Kosten;
- Zeit;
- Ressourcen;
- Risiko;
- Qualität.

Die bisherigen Ergebnisse legen nahe, dass die Forschungsprojekte keine allgemein akzeptierte Organisationsnorm haben. Einige von ihnen werden in einer kompletten Ad-Hoc-Weise verwaltet.

In dieser Arbeit wird die Dauer von Aufgaben und des Projektes als eine Gütefunktion benutzt, um verschiedene Durchführungsszenarien zu vergleichen. Das Problem der multi-kriteriellen Optimierung wird als eine mögliche Erweiterung vorgeschlagen.

2.2 Modelle für die Projektplanung

Im Projektmanagement werden grafische Notationen und Modelle, die nur die Struktur und wichtige Eigenschaften, wie die Gesamtdauer und Ressourcenausnutzung, des Projektes beschreiben, oft angewendet. Solche Modelle können als statische bezeichnet werden. Früheren Techniken werden in dieser Arbeit nicht berücksichtigt, die keine Möglichkeiten für die Abschätzung der Gesamtdauer, bzw. der Risiken darstellen können, wie z.B. *Flussdiagramme (Flowcharts)* oder *UML-Strukturdiagramme*.

Netzplan

Der *Netzplan* ist ein Modell, das die technologische oder organisatorische Abhängigkeit und die Abfolge der Ausführung einer Reihe von Arbeiten (Aufgaben) widerspiegelt und ihre rechtzeitige Ausführung miteinander verknüpft (Abb. 2.9). Die Reihenfolge wird immer von links nach rechts gezeichnet, um die Projektchronologie zu zeigen [Dav73].

Formal ist ein Netzplan ein gewichteter gerichteter Graph [Sch06, Kapitel 4], der als ein kartesisches Produkt $NP = \langle T, E, D \rangle$ beschrieben werden kann, und definiert durch:

- T ist eine endliche Menge der Aufgaben (T steht für "Task"). Jede Aufgabe des Netzplans spiegelt den Arbeitsprozess oder den wartenden Prozess wider. Eine Aufgabe als Arbeitsprozess erfordert Zeit und Ressourcen.

$$T \neq \emptyset.$$

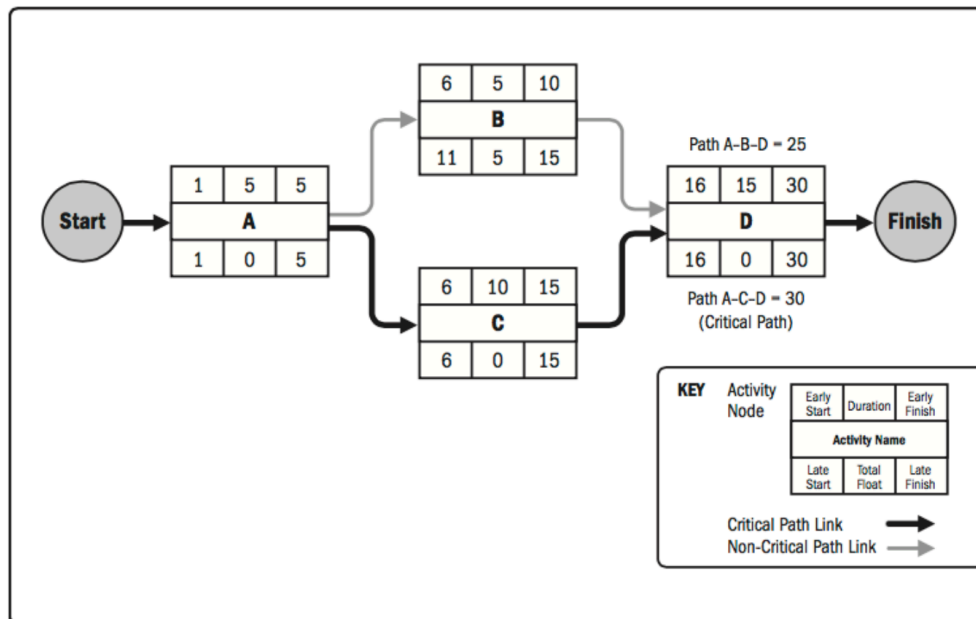


Abbildung 2.9 – Beispiel des Netzplans aus [Pro04]

- E ist eine endliche Menge von Ereignissen. Das Ereignis drückt die Tatsache des Endes einer oder mehrerer unmittelbar vorausgehender (Eintritt in das Ereignis) Aufgaben aus, die für den Beginn der unmittelbar folgenden (Austritt aus dem Ereignis) Aufgaben notwendig sind. Der Netzplan hat ein Anfangsereignis und ein Endereignis. Das Ereignis, das weder initial noch final ist, wird als Zwischenereignis bezeichnet. Das Anfangsereignis hat keine vorangegangene Aufgabe. Nach Eintritt des Ereignisses sind alle Aufgaben abgearbeitet. Im Gegensatz zu Aufgaben geschehen Ereignisse sofort, ohne Ressourcen zu verbrauchen.

$$E \neq \emptyset.$$

- D ist eine Abhängigkeitsrelation, die den Zusammenhang zwischen Ereignissen und Aufgaben oder Aufgaben und Aufgaben modelliert.

$$D \subseteq (T \times E) \cup (E \times T) \cup (T \times T);$$

$$D \neq \emptyset.$$

Anschließend wurde die Notation des Netzplans auf *Vorrangsdiagramme* (Precedence diagramm) erweitert. In diesem Typ der Diagramme hat jede Aufgabe die folgenden Attribute:

- frühester Anfangszeitpunkt (FAZ);

- spätester Anfangszeitpunkt (*SAZ*);
- frühester Endzeitpunkt (*FEZ*);
- spätester Endzeitpunkt (*SEZ*);
- Aufgabendauer (*AD*).

Die Pufferzeit ist ein zeitlicher Spielraum für die Ausführung einer Aufgabe, sogenannte Zeitreserven, z.B. die Differenz zwischen *SAZ* und *FAZ*. Dieser Spielraum kann durch Verschiebung der Aufgabe und/oder durch Verlängerung (Dehnung) der Aufgabendauer genutzt werden. Die Aufgabe ist kritische oder in anderen Worten liegt auf dem kritischen Pfad, wenn ihre Pufferzeit gleich 0 ist. Im folgenden Abschnitt wird die Methode des kritischen Pfades, eine Erweiterung des Netzplans, näher erläutert.

Methode des kritischen Pfades

Methode des kritischen Pfades (CPM) wurde im Jahr 1959 von Morgan R. Walker bei DuPont und James E. Kelly, Jr. bei Remington Rand entwickelt [KW59]. Die Vorläufer dieser Methode wurden jedoch bei DuPont in der Zeit von 1940 bis 1943 entwickelt und implementiert und trugen zum Erfolg des Manhattan-Projekts bei [Tha96]. Die Methode selbst definiert keine Notation, sondern wird meist in Verbindung mit dem Netzplan eines Projekts verwendet (Abb. 2.9).

Die wesentliche Technik für den Einsatz von CPM ist es, ein Modell des Projekts zu konstruieren, das folgendes beinhaltet:

- eine Liste aller Aufgaben, die zur Fertigstellung des Projekts erforderlich sind (typischerweise kategorisiert innerhalb einer Aufgabenhierarchie);
- Zeit (Dauer), die jede Aufgabe in Anspruch nimmt, bis sie abgeschlossen ist;
- Abhängigkeiten zwischen den Aufgaben;
- logische Endpunkte, wie z.B. Meilensteine.

Anhand dieser Werte berechnet CPM den längsten Pfad geplanter Aufgaben zu logischen Endpunkten. Darüber hinaus berechnet CPM das Ende des Projekts sowie den frühesten und spätesten Zeitpunkt, zu dem jede Aufgabe begonnen und beendet werden kann, ohne das Projekt zu verlängern. Diese Methode bestimmt, welche Aufgaben "kritisch" (d.h. auf dem kritischen Pfad mit Pufferzeit gleich 0) und welche "Total-Float" (d.h. verzögerbar, ohne das Projekt zu verlängern) sind. In der Projektplanung ist ein kritischer Pfad die Abfolge von

Vorgängen im Projektnetz, die sich zur längsten Gesamtdauer addieren, unabhängig davon, ob die längste Dauer eine Pufferzeit hat oder nicht. Dies bestimmt die kürzest mögliche Zeit für die Fertigstellung des Projekts. Dieser Pfad mit dem durch die Einschränkung erzeugten Total-Float würde den Pfad tatsächlich verlängern, wobei der Total-Float-Teil der kürzest möglichen Dauer für das Gesamtprojekt ist.

Ein Projekt kann mehrere parallele kritische Pfade haben. Ein zusätzlicher paralleler Pfad durch das Netzwerk, dessen Gesamtdauer kürzer als der kritische Pfad ist, wird als unkritischer Pfad bezeichnet. Eine Verzögerung bei den Aufgaben auf unterkritischen Pfaden verlängert die Projektlaufzeit nicht.

CPM wurde häufig bei allen Arten von Projekten eingesetzt, einschließlich Bauwesen, Luft- und Raumfahrt, Softwareentwicklung, Forschungsprojekte, Produktentwicklung usw. Ein bekanntes Beispiel von CPM ist die Entwicklung großer Wolkenkratzer, z.B. 1966 beim Bau der ehemaligen World Trade Center Twin Towers in New-York [Hes07, Kapitel 9].

Die beschriebene Methode hat folgende Nachteile:

- Ein mit CPM generierter Zeitplan wird oft nicht präzise realisiert, da Schätzungen zur Berechnung der Zeiten herangezogen werden. Weil die Dauer der Aufgabe mit einem festen Wert im Model modelliert wird, unterstützt dies nicht den Grad der Unsicherheit, der in den Projekten besteht.
- Wenn ein Fehler gemacht wird oder eine Veränderung eingetroffen ist, können sich die Ergebnisse der Analyse stark ändern. Und alle Projektpläne sollten neu berechnet werden.
- CPM setzt voraus, dass alle Ressourcen für das Projekt unbegrenzt zur Verfügung stehen.

2.3 Techniken und Notationen für die Prozessmodellierung

Prozessmodellierung und -planung ist eine komplexe Aufgabe, die in Wissensbereichen wie Prozessmanagement, Workflow-Modellierung, Diskrete-Event-Systemen und Operationstheorie untersucht wird. Es gibt viele Techniken, Prozesse zu beschreiben und zu unterstützen, aber sie sind alle stärker auf deren Ausführung ausgerichtet. Die temporäre und nicht wiederholbare Natur von Projekten macht es dabei unmöglich, Standardtechniken der Workflow- und Prozessmodellierung und -optimierung einzusetzen. Workflow-Notationen können jedoch verwendet werden, um Verbindungen und Abhängigkeiten zwischen Aufga-

ben im Projekt detaillierter zu beschreiben, da sie Alternativen und parallele Ausführung unterstützen. Solche Notationen können aber nur teilweise auf Projektprozesse angewendet werden. Dies liegt daran, dass alle Prozessszenarien zu Beginn der Projektdurchführung meist nicht vollständig bekannt sind oder sich mit der Zeit ändern können.

Die Prozessmodellierung steht in engem Zusammenhang mit grafischen Notationen, da sie Entscheidungsträgern helfen können, den Fortschritt des Prozesses klarer zu sehen und zu verstehen. Die Notationen haben den Vorteil, dass die nicht nur die Struktur, sondern auch das dynamische Verhalten der Prozesse im Projekt widerspiegeln können. Im folgenden Unterkapitel werden die weitverbreiteten Petri-Netze beschrieben. Dann folgen die Workflow-Netze, eine spezielle Variante der Petri-Netze, und die YAWL als ein weiteres sehr leistungsfähiges Modellierungsmittel.

2.3.1 Petri-Netze

Petri-Netze wurden 1962 von Carl Adam Petri in seiner Dissertation "Kommunikation mit Automaten" zur Modellierung von dynamischen diskreten Systemen eingeführt [Pet62]. Petris Ideen wurden weiterentwickelt und das Konzept von Platz/Transition-Netzen wurde 1981 formuliert [Pet81]. Im Konzept ist das System durch einen Graph modelliert, der zwei Typen der Knoten hat: Stellen und Transitionen. Stellen können Tokens (Marken) enthalten. Ein Prozess wird durch einen Markenfluss über eine Folge von Stellen und Transitionen dargestellt.

Seitdem wurden viele Erweiterungen zur Aufhebung der Einschränkungen (weitere Typen der Kanten) oder Erweiterung der Funktionalität (höhere, zeitbehaftete und stochastische Petri-Netze) vorgeschlagen. Das Konzept ist so mächtig und ausdrucksstark in der Modellierung von asynchronen Systemen, dass es und seine Erweiterungen sich auf viele Bereiche der Wissenschaft und Technik ausdehnten (Warteschlangentheorie, Modellierung von eingebetteten Systemen oder chemischen Prozessen).

Formal ist ein Platz/Transition-Netz ein biparter gerichteter Graph, der als ein Tupel $\langle P, T, F, K, V, m_0 \rangle$ dargestellt werden kann und definiert durch:

- eine endliche Menge der Stellen (Plätzen) $P, P \neq \emptyset$;
- eine endliche Menge der Transitionen $T, P \neq \emptyset, P \cap T = \emptyset$;
- eine Flussrelation F , die Menge von Kanten, die einen Zusammenhang zwischen Stellen und Transitionen modellieren: $F \subseteq (T \times P) \cup (P \times T), F \neq \emptyset$;

- eine Kapazität von Stellen, die die maximale mögliche Anzahl von Marken in der Stelle: $K = P \rightarrow \mathbb{N}^+ \cup 0$;
- eine Vielfachheit von Kanten: $K = F \rightarrow \mathbb{N}^+$;
- eine Initialmarkierung m_0 , die die Position von Marken am Anfang zeigt: $m_0 = P \rightarrow \mathbb{N}^+ \cup 0, 0 \leq m_0(p) \leq k(p)$.

Der Einfachheit halber wird folgende Notation eingeführt: entsprechende Kanten werden für jede Transition in zwei Teilmengen unterteilt. Die Kanten, die von einer Stelle zu einer Transition führen, werden *Vorbedingungen* genannt. Die Kanten, die von einer Transition zu einer Stelle führen, werden *Nachbedingungen* genannt. Für verschiedene Transitionen die gleiche Kante kann in verschiedenem Mengen enthalten.

Das Verhalten des modellierten Systems ist durch eine Reihenfolge von Schaltvorgängen der Transitionen dargestellt. Eine Transition ist *schaltfähig*, wenn alle ihre Vor- und Nachbedingungen gleichzeitig schaltfähig sind. Eine Vorbedingung ist *schaltfähig*, wenn die Anzahl von Marken in entsprechender Stelle mehr oder gleich die Vielfachheit der Kante ist. Eine Nachbedingung ist *schaltfähig*, wenn die Summe der Vielfachheit mit der Anzahl von vorhandener Markierung weniger oder gleich der Kapazität ist.

Eine Transition schaltet, wenn sie schaltfähig ist. Beim Schalten wird die Position von Marken geändert laut folgenden Regeln:

- in der Stelle vor der Transition wird Anzahl der Marken von aktueller Markierung subtrahiert, die fürs Schalten der Kante notwendig ist;
- in der Stelle nach der Transition wird die aktuelle Markierung mit der Vielfachheit der entsprechenden Kante summiert.

Der Hauptvorteil des Konzepts liegt in der Verfügbarkeit einer Vielzahl von Analysemethoden, die auf den Eigenschaften eines einzelnen Netzwerks beruhen. Die Haupteigenschaften des Petri-Netzes sind:

- Sicherheit: Sonderfall, wenn die Kapazitäten aller Stellen gleich eins sind.
- Erreichbarkeit: die Markierung ist aus Initialmarkierung nach einer Reihenfolge von Schalten erreicht. Der Erreichbarkeitsgraph ist eine spezielle Art von Baum. Die Elemente von diesem Baum sind die Vektoren, deren Elemente die aktuelle Markierung der Stellen im Netz zeigen. Die Wurzel des Baumes ist die Initialmarkierung des Netzes und sie ist mit den Markierungen verbunden, die aus dieser Markierung erreicht werden können.

- Lebendigkeit. Die Transition ist *lebendig*, wenn es von jeder erreichbaren Markierung eine Schaltfolge gibt, die zur Schaltfähigkeit dieser Transition führt. Das Netz ist *lebendig*, wenn alle Transitionen lebendig sind. Das Netz ist *tot*, wenn keine Transitionen lebendig sind.

Methoden zur Analyse der Eigenschaften von Petri-Netzen basieren auf der Verwendung von Erreichbarkeitsgraphen, der Lösung der Gleichung von Netzzuständen und der Berechnung linearer Invarianten von Stellen und Transitionen. Außerdem werden Hilfsmethoden verwendet, die die Größe des Petri-Netzes unter Beibehaltung seiner Eigenschaften reduzieren oder das originale Netz in Subnetze unterteilen.

2.3.2 Workflow-Netze

Workflow-Netze sind eine spezielle Klasse von Petri-Netzen, die zur Modellierung von Workflows verwendet werden. Das Konzept von Workflow-Netzen wurde von Wil van der Aalst an der Universität Eindhoven, Niederlande entwickelt [AH04], [AHKB03]. Die Theorie basiert auf die Theorie der klassischen Petri Netze, aber mit einigen Ausnahmen. Das Petri-Netz $\langle P, T, F, K, V, m_0 \rangle$ gilt als Workflow-Netz, wenn die folgenden Bedingungen erfüllt sind:

1. es gibt nur eine Initialstelle, so dass es keine Transitionen gibt, die die Stelle eingeben;
2. es gibt nur eine Endstelle, so dass es keine Transitionen gibt, die aus der Stelle entstehen;
3. jede Kante im Netz hat Vielfachheit eins;
4. eine Kapazität von jeder Stelle ist eins;
5. jede Transition dieses Netzes befindet sich auf dem Weg von der Initialstelle nach Endstelle.

Workflow-Netze werden verwendet, um Workflowprozesse auf das Vorhandensein von strukturellen Konflikten wie Deadlocks und fehlender Synchronisation zu überprüfen. Um nicht nur eine strukturelle Richtigkeit, sondern auch ein richtiges Verhalten eines Netzes zu garantieren, wurde folgende Definition der *Stabilität* des Netzes benutzt. Ein Workflow Netz ist *stabil*, wenn:

1. Jede Stelle sollte auf dem Weg von der ersten Stelle zur Letzten sein. Dies bedeutet, dass von jedem Zustand des Netzes es garantiert werden kann, dass Endzustand erreicht wird.

2. Wenn es eine Marke an der Initialstelle oder an der Endstelle gibt, darf keine Marke an anderen Stellen vorhanden sein.
3. Es dürfen keine tote Transition vorhanden. Und jede Transition muss im Ablaufprozess einmal schaltfähig sein.

Workflow-Netze sind für Modellierung von Geschäftsprozessen besser geeignet, als die klassischen Petri Netze. Die Struktur von Workflow Netzen spiegelt fast vollständig die Struktur des Geschäftsprozesses wieder, bei welcher wir folgendes berücksichtigen müssen:

- Das Netz hat nur eine Initialstelle und eine Endstelle;
- Bei der Wiederholung müssen alle Ressourcen neu initialisiert werden.

Im Workflow Netz kann die Endstelle und die Initialstelle mit einer speziellen Transition, die "Steuerung" heißt, verbunden werden, um das Netz lebendig für die Wiederholung des Geschäftsprozesses zu machen.

Danach wurde das Konzept der Workflow-Netze erweitert, um die Ereignisse zu behandeln (Triggering) [Aal98]. Weitere Untersuchungen verdeckten die Tatsache, dass Petri-Netze ihre Grenzen in der Modellierung von Workflow haben, die in dieser Semantik nicht überwunden werden können. Workflow-Netze waren jedoch Vorläufer des folgenden Konzepts.

2.3.3 Yet Another Workflow Language

In 2003 erstellte die Forschungsgruppe von Wil van der Aalst an der TU Eindhoven die Liste von Workflow-Patterns, die häufig in Geschäftsprozessen benutzt werden [AHKB03]. Nicht Alle von diesen Workflow-Patterns können mit Petri-Netzen (höheren oder gefärbten Petri-Netzen, sowie Workflow-Netzen) dargestellt werden. Folgende Basispatterns können grafisch direkt in Petri-Netzen repräsentiert werden:

- Sequenz (Sequence);
- Parallele Teilung (Parallel Split, AND-Split);
- Synchronisation (AND-Join);
- Exklusive Auswahl (Exclusive Choice, XOR-Split);
- Einfache Zusammenführung (Simple Merge, XOR-Join);
- Zyklus (Cycle);

- Mehrere Instanzen ohne Synchronisation (Multiple Instances without synchronization);
- Mehrere Instanzen mit a priori Designzeit-Kenntnissen (Multiple Instances with a priori design time knowledge);
- Meilenstein (mit Einführung von Testkanten).

Patterns “Mehrfachauswahl” (Multi-choice, OR-Split) (Abb. 2.10) und “Deferred Choice” (Abb. 2.12) können mit Einführung von zusätzlichen Stellen (Abb. 2.12) oder komplexen Typen der Kanten (Abb. 2.13) ins Netz umgesetzt werden.

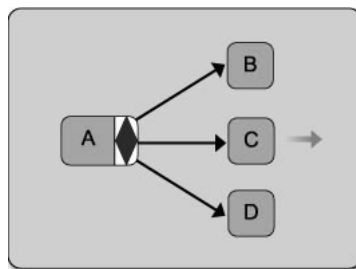


Abbildung 2.10 – Mehrfachauswahl in YAWL aus [AHKB03]

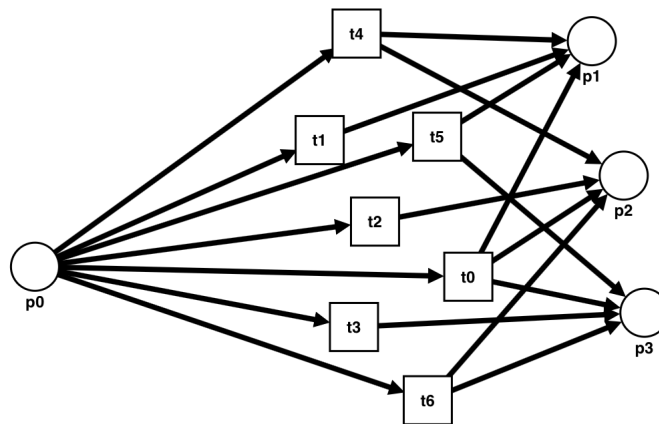


Abbildung 2.11 – Mehrfachauswahl in Petri-Netzen

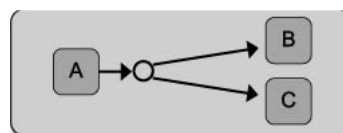


Abbildung 2.12 – Deferred-Choice in YAWL aus [AHKB03]

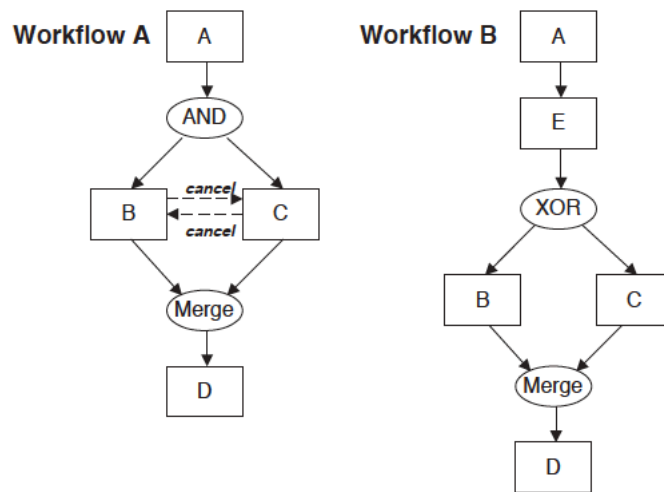


Abbildung 2.13 – Zwei mögliche Umsetzungen von Deferred-Choice in Petri-Netzen aus [AHKB03]

Aber alle anderen Patterns werden von Konzept der Petri-Netzen (auch mit Erweiterungen) gar nicht unterstützt, wie z.B.:

- synchronisiertes Zusammenführen (Synchronizing Merge, OR-Join);
- Discriminator (Partial Join),
- Implizite Terminierung (Implicit Termination);
- Mehrere Instanzen ohne a priori Laufzeit-Kenntnissen (Multiple without a priori runtime time knowledge),
- Verschachtelte Parallelführung (Interleaved parallel routing, ungeordnete Reihenfolge),
- Aktivität des Abbruchs (Cancel Activity),
- Fall des Abbruchs (Cancel case).

Derzeit gibt es mehr als 100 Workflow-Muster in den Bereichen Kontrollfluss- [RHAM06], Datenfluss- [RHEA05] und Ressourcenperspektiven [RHEA04].

Für die vollständige Unterstützung der Workflow-Patterns wurden in 2003 die neue Notation, YAWL und den Workflow-Engine für ihre Realisierung von Forschungsgruppen an der Eindhoven University of Technology und Queensland University of Technology entwickelt [AH05]. Mehrere Organisationen wie InterContinental Hotels Group, first:telecom und ATOS Worldline haben weiter sich an der Initiative beteiligt.

Ursprünglich wurde die Notation auf dem Konzept von Petri-Netzen aufgebaut. Während der Entwicklung von YAWL stellte sich jedoch heraus, dass es unmöglich ist einige Erweiterungen, die der Notation hinzugefügt wurden, wieder in Petri-Netze zu überführen. Daher ist die anfängliche formale Semantik von YAWL als ein Transitionssystem definiert und nicht mehr in Form von Petri-Netzen.

Als Informationsquelle für das in dieser Arbeit vorgeschlagene Modell wurde die YAWL-Notation gewählt. Von den betrachteten Notationen ist sie die modernste und wird aktiv weiterentwickelt [BP06].

2.4 Case Management Model and Notation

Das Case Management wurde in den 1990er Jahren entwickelt und verwendet, um Entscheidungsprozesse wie Prädiktion des Krankheitsverlaufs von Patienten zu unterstützen [MBDR98]. Die "Case-centric"-Modellierung ist mehr "zielorientiert" als die "process-centric" und definiert den Ansatz "was getan werden könnte" im Gegensatz zu "wie es getan werden sollte" [SPS11].

In der Mitte der 2000er Jahre wurden erste wichtige Versuche unternommen, die "process-centric" Ideologie zugunsten von "case-centric" zu verlassen [AWG05], [GRA08]. 2010 wurde der Begriff "Advanced Case Management" im Bereich Prozessmanagement von der Workflow Management Coalition eingeführt. Das Advanced-(oder Adaptive-) Case-Management (ACM) ist ein relativ neues Konzept zur Erstellung von komplexen Prozessen. Dieses Konzept bietet eine flexiblere Beschreibung eines Prozesses. Aufgrund seiner Flexibilität und Unvorhersehbarkeit hat es fast die Verbindung zur Prozessmodellierung verloren und wirkt dazu völlig getrennt [MNS13].

Das ACM betrachtet Prozesse aus der Sicht von Fällen (Cases). Ein Case beschreibt ein Ziel der Verarbeitung und ist ein Satz von Informationen (Dokumente, akzeptierte Praktiken und Entscheidungen), der zu diesem Ziel führt. Jeder Fall kann vollständig ad-hoc gelöst werden. Für einige ähnliche Fälle ist es möglich eine Reihe von gemeinsamen Praktiken im Anschluss an eine optimale Lösung herauszufinden. Das ACM hilft Bearbeitern, diese Praktiken für Aufgaben anzuwenden, denen ein hohes Maß an Anpassungsfähigkeit fehlt. Im Gegensatz zum starren Business-Processmanagement (BPM) ermöglicht das ACM den Mitarbeitern, eine Reihe von Aufgaben für einen Fall zu planen und zu ändern und mit anderen Bearbeitern während der Ausführung von Aufgaben zusammenzuarbeiten.

2 Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung

Das Advanced Case Management setzt zwei Phasen der Prozessmodellierung voraus: Entwurfszeit und Laufzeit. In der Entwurfsphase stellt der Prozessdesigner eine Reihe von Aufgaben vor, die zur Erreichung des Fallziels erforderlich sind, und ggf. nicht obligatorische, deren Erledigung im eigenen Ermessen stehen (discretionary) [Obj14]. Beide Arten sind für den Bearbeiter zur Ausführung vorgesehen. Während der Laufzeitphase führen die Bearbeiter Aufgaben wie geplant aus und fügen möglicherweise neue Aufgaben hinzu, die ursprünglich nicht geplant wurden. Allerdings gab es lange Zeit keine vereinheitlichte Notation für ACM bis die Object Management Group (OMG) die CMMN v1.0 im Jahr 2014 vorschlug [Obj14].

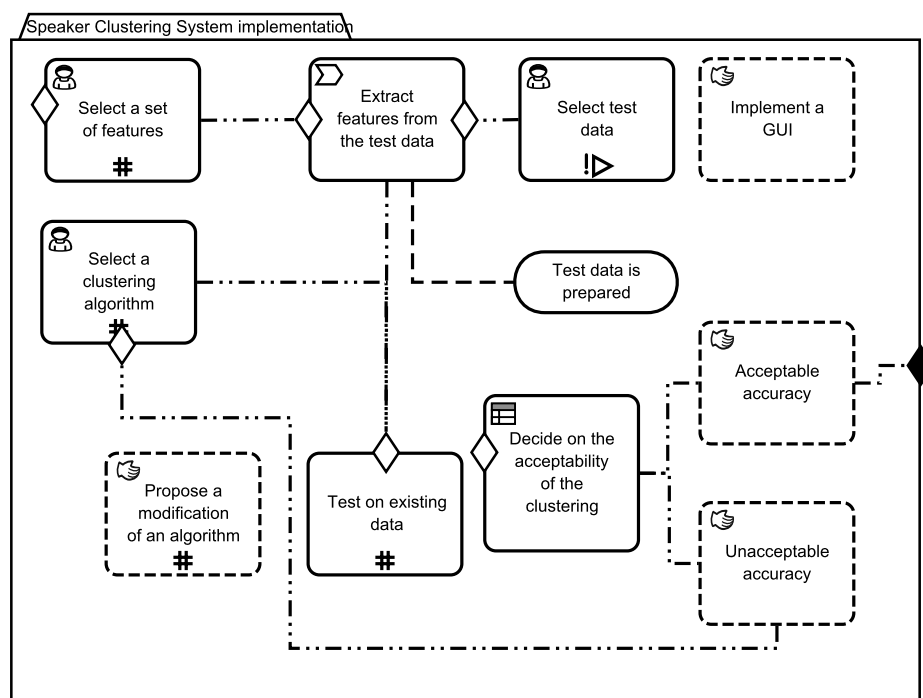


Abbildung 2.14 – Beispiel des CMMN-Modells

Die Abbildung 2.14 zeigt das CMMN-Modell des Projektes [GFF16]. Obligatorische Aufgaben werden als scharfe Rechtecke und nicht obligatorische Aufgaben als gestrichelte Rechtecke gezeichnet. Die Aufgaben unterscheiden sich auch in Typen: blockierende Handaufgabe (mit menschlichem Symbol), nicht-blockierende Handaufgabe (mit Handsymbol) und Prozessaufgabe (mit Chevron-Symbol). Die Verbindungen repräsentieren die Abhängigkeiten zwischen Aufgaben. Die Anfangskriterien sind als leere Diamanten gezeichnet.

Das CMMN-Konzept schlägt weder eine Rollentrennung noch Regeln für die Laufzeitphase vor. Wegen undefinierte Aufgabenfolge ist die Zeitschätzung des Projektes in dem Konzept nicht möglich. Eine Rollentrennung für CMMN in dem Zielanwendungsgebiet wissenschaftlicher Projekte wurde in früheren Veröffentlichungen anhand eines Beispiels entwickelt und

vorgestellt [GFF16]. Die Regeln für die Laufzeitphase sowie die Erstellung des Prozessmodells im Voraus ist eine komplexe Aufgabe wegen der Unvollständigkeit der Daten (Ausführungszeiten der Aufgaben usw.) am Anfang des Prozesses und weil das Projekt i.a. nur einmal durchgeführt wird.

2.5 Fazit

In diesem Kapitel wurden die Grundlagen des Projektmanagements besprochen, die Einfluss auf die durchgeführten Arbeiten hatten. Fast jedes Unternehmen beschäftigt sich mit Projektstätigkeit [Pro04]. Faktoren, die die Merkmale eines Projektes, wie die Dauer oder das Budget beeinflussen können, wurden vorgestellt. Fünf "klassische" Organisationsstrukturen, die im Projektmanagement berücksichtigt werden, wurden diskutiert. Für Forschungs- und Entwicklungsprojekte wird oft eine komplexere Organisationsstruktur, die Netzwerk-Organisationsstruktur angewendet. Wie bereits erwähnt, ist diese flexibler, aber schwieriger zu modellieren und zu verwalten. Danach wurden Kriterien besprochen, die oft eingesetzt werden, um die Effizienz von Forschungs- und Entwicklungsprojekten zu schätzen.

Weiter folgte die Beschreibung von häufig angewendeten Methoden für Projektplanung und -überwachung. Der Netzplan modelliert eine Reihenfolge von Aufgaben im Projekt. Aufgabebadener kann nur in Form von Zeitintervallen geplant werden. Wenn eine außerplanmäßige Änderung oder eine Verzögerung eintritt, muss der Netzplan neu berechnet werden. Die Methode des kritischen Pfades ist eine Erweiterung des Netzplans, die sich auf die Analyse der für das Projekt wichtigsten Aufgaben konzentriert. Das originale Konzept berücksichtigt keine Unsicherheit in den Schätzungen von Aufgabendauern, die in allgemeinem Fall zur Änderung des kritischen Pfades führen können.

Danach wurden Prozessmodelle und -notationen behandelt. Das Konzept von Petri-Netzen ist ein anerkannter Standard in der Prozessmodellierung. Das originale Konzept und seine Erweiterung, Workflow-Netze, wurden beschrieben. Letztgenannte wurde entwickelt, um die Modellierung der stabilen Modelle für Geschäftsprozesse zu vereinfachen. Jedoch unterstützen weder Petri-Netze noch Workflow-Netze alle Workflowpattern, die üblich in Prozessen angetroffen werden. Eine über die Möglichkeiten von Petri-Netzen hinausgehende Modellierungssprache ist die Yet Another Workflow Language. Sie wurde entwickelt, um die in den zugrundeliegenden Prozessen vorliegenden Pattern modellieren zu können, die von Petri-Netzen und Workflow-Netzen nicht unterstützt werden.

Projekte unterscheiden sich von Geschäftsprozessen durch die Nichtwiederholbarkeit. Die Reihenfolge von Aufgaben in betrachteten Projekten kann sich während der Durchführung

2 Modelle für Projekt- und Prozessplanung in Forschung und Entwicklung

ändern. Das beschränkt die Möglichkeit, Methoden der Prozessmodellierung anzuwenden. Jedoch ermöglicht der Detaillierungsgrad der Prozessnotationen, Parallelität und alternative Durchführungsszenarien zu unterscheiden, was zu einem besseren Verständnis beiträgt.

Das relativ neue Konzept von CMMN ist eine sehr flexiblere Modellierungstechnik, die aber keine Zeitschätzung der Aufgaben- noch der Gesamtprojektdauer ermöglicht. Das Konzept konzentriert sich nur auf die Modellierung von Abhängigkeiten zwischen Aufgaben. Damit ist keine Vorplanung der Nebenläufigkeit von Aufgaben oder der Ausnutzung von Ressourcen möglich.

Kapitel 3

Techniken für Projekt- und Prozessplanung mit Unsicherheit

Wenn ich weiter sehen konnte, so deshalb, weil ich auf den Schultern von Riesen stand.

Isaac Newton, Brief an Robert Hooke, 5. Februar 1675/76; zitiert nach R. Westfall

Weil Prozesse in Forschungs- und Entwicklungsprojekten nicht wiederholbar sind, und jedes neue Projekt immer neu geplant werden soll, besteht ein Bedarf an Expertenwissen. Dieses ist einerseits nicht objektiv im Allgemeinen: es kann inkonsistent und/oder unvollständig sein. Andererseits wird die Expertenschätzung in der Regel nicht als Einzelwert, sondern oft als Vektor angegeben, wobei unterschiedliche Elemente dieses Vektors ihr entsprechendes *Wahrheitsmaß* haben. Der Begriff Wahrheitsmaß wurde verwendet, um probabilistische und nichtprobabilistische Ansätze zu verallgemeinern.

Probabilistische graphische Modelle als erster Ansatz verwenden Wahrscheinlichkeiten, um die Überzeugung von Experten als multivariate Verteilung zu beschreiben. Daraus ergeben sich bestimmte Bedingungen und Einschränkungen, auf die später näher eingegangen wird.

Ein zweiter Ansatz beschreibt die Wissensstruktur mit einem anderen mathematischen Apparat. Die am häufigsten verwendeten Methoden dieser Klasse sind die Dempster-Shafer-Theorie und die Fuzzy-Logik. Die Dempster-Shafer-Theorie, auch Evidenztheorie genannt, arbeitet mit dem Konzept der Glaubensfunktion und der plausiblen Argumentation. Wenn es inkonsistentes Wissen von Experten über ein Ereignis gibt, wird seine Wahrscheinlichkeit nach der Inferenz im Kontext mit anderen tangierenden Ereignissen mit einem Intervall geschätzt. Eine detaillierte Übersicht von der Theorie ist in [Dem08], [Sha76] zu finden.

Fuzzy-Logik zielt auch auf eine mathematische Beschreibung unvollständiger oder widersprüchlicher Einschätzungen von Experten und die Unterstützung der Argumentation auf deren Basis ab. Im Gegensatz zu anderen Ansätzen betrachtet diese Logik die Wahrheit (Gewissheit) einer Bewertung nicht als diskreten Wert, sondern mit Hilfe des Intervalls $[0, 1]$, also gehört sie zur Klasse der mehrwertigen Logiken. Diese Art der Wissensrepräsentation wird später näher betrachtet.

Das Kapitel schließt mit der Übersicht über bestehende Projektplanungs- und Prozessmodellierungsmethoden und Techniken, die verschiedene Formen der Unsicherheit anrechnen können.

3.1 Probabilistische grafische Modelle

Wahrscheinlichkeiten, die als Bewertungen in diesem Konzept verwendet werden, sind nicht die gleichen wie in der klassischen Wahrscheinlichkeitstheorie. Wenn die klassischen Wahrscheinlichkeiten die Häufigkeit eines Ereignisses anzeigen (objektive Wahrscheinlichkeit, frequentistische Wahrscheinlichkeit), sollen die in dieser Arbeit behandelten Wahrscheinlichkeiten als Grad persönlicher Überzeugung interpretiert werden (Bayes'sche Wahrscheinlichkeitsbegriff). Weiterhin sollen in dieser Arbeit Wahrscheinlichkeiten im Sinne von Bayes'schen Wahrscheinlichkeiten verstanden werden.

Für solche Wahrscheinlichkeiten sollten alle Bedingungen der Wahrscheinlichkeitstheorie eingehalten werden. Sei $e_j \in E$ ein Ereignis aus der Menge aller möglichen Ereignisse, dann sollen folgende Bedingungen erfüllt sein:

- $0 \leq p(e_j) \leq 1$ **Nichtnegativität und Endlichkeit**
- $p(e_j) + p(\neg e_j) = 1$ **Satz vom ausgeschlossenen Dritten**
- $\sum_{e_k \in E} p(e_k) = 1$ **Summenregel**

Auf der Grundlage solcher probabilistischer Expertenschätzungen für jede Aufgabe können die Schätzungen für einen gesamten Prozessabschlusstermin berechnet werden. Aber die Schlussfolgerung kann viele Prämissen mit komplexen Verbindungen beinhalten. Die Theorie der probabilistischen grafischen Modelle schlägt Ansätze vor, um mit dieser Komplexität umzugehen, und modelliert die Wahrscheinlichkeitsinferenz als Graphen. Die beliebtesten Modelle sind Markov-Ketten und Bayes'sche Netze. Im Folgenden werden diese Modelle näher erläutert.

3.1.1 Markov-Ketten

Das erste Modell ist stochastisch und ereignisbasiert. Es wird verwendet, um den *Markov-Prozessen* zu modellieren, wobei der nächste Schritt nur vom aktuellen Zustand abhängt.

Sei $\{X_n\}_{n \geq 0}$ eine Folge von diskret verteilten Zufallsvariablen, die ihren Wert aus einer höchstens abzählbaren Menge $\{x_1, \dots, x_s\}$, $2 \leq s < \infty$ nehmen. Diese Folge wird als zeithomogene Markov-Kette mit einem Zustandsraum $\{x_1, \dots, x_s\}$ bezeichnet, wenn die Wahrscheinlichkeit ihrer Variablen für einen Schritt n , wie folgt, berechnet wird:

$$p(X_n = x_{i_n} | X_{n-1} = x_{i_{n-1}}, \dots, X_0 = x_{i_0}) = p(X_n = x_{i_n} | X_{n-1} = x_{i_{n-1}}) \quad (3.1)$$

wobei die Werte x_{i_0}, \dots, x_{i_n} zufällig aus der Menge $\{x_1, \dots, x_s\}$ genommen werden.

Eine Markov-Kette kann als probabilistische Zustandsmaschine mit endlicher oder abzählbarer Anzahl von Zuständen betrachtet werden. Übergänge zwischen den einzelnen Zuständen x_i und x_j werden als diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung definiert, die zeigt, wie wahrscheinlich der Zustand x_j für den nächsten Schritt ist. Diese Verteilung für einen endlichen Zustandsraum mit Mächtigkeit S kann in Form einer Matrix P einer Größe $S \times S$ dargestellt werden, wobei $P(i, j)$ eine Wahrscheinlichkeit anzeigt, vom i -ten zum j -ten Zustand in einem Schritt zu wechseln. Der Vektor $X^{(0)}$ wird als Vektor der Initialzustände bezeichnet. Das i -te Element des Vektors zeigt eine Wahrscheinlichkeit, dass sich die Markov-Kette für den Schritt 0 im Zustand i befindet.

Markov-Ketten können grafisch als gerichtete gewichtete Graph dargestellt werden (Abb. 3.1.1). Knoten repräsentieren Zustände und Bögen stellen Übergänge zwischen ihnen. Wenn es unmöglich ist, von einem Zustand zum Anderen in ein Schritt zu kommen, kann der Bogen dazwischen fehlen oder mit einer Wahrscheinlichkeit 0 gewichtet werden.

Es gibt zwei Arten von Analysen mit Markov-Ketten. Der erste Typ ist das Berechnen einer A-posteriori-Verteilung bei gegebenem Vektor der Initialzustände und der Übergangsmatrix der Kette. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Zustände nach n Schritten kann wie folgt berechnet werden:

$$X^{(n)} = X^{(0)} \times P^n \quad (3.2)$$

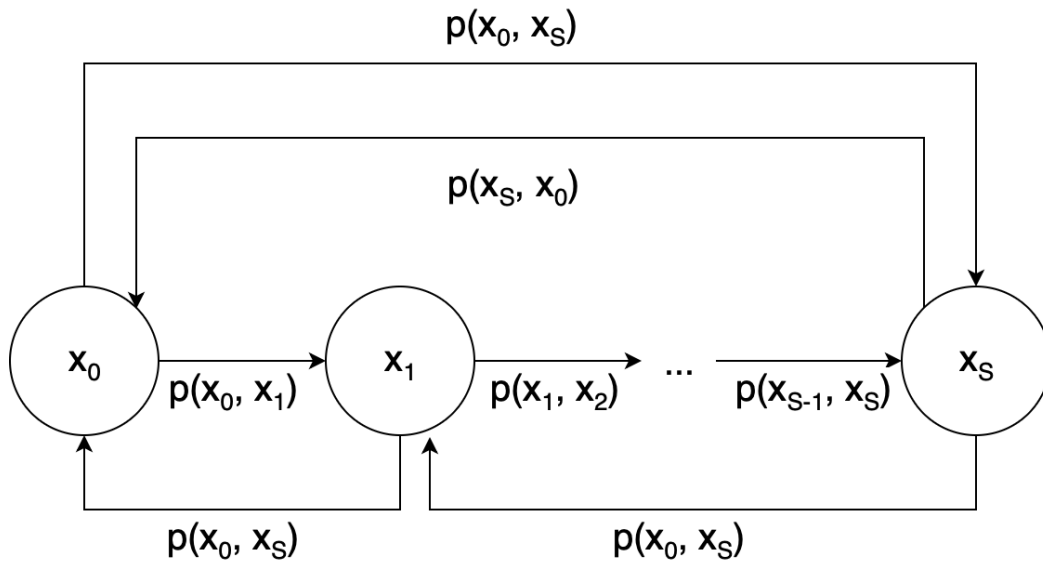


Abbildung 3.1 – Beispiel der Markov-Kette

Mit dieser Art der Analyse kann z.B. berechnet werden, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass das System sich nach k Schritten im Zustand x_j befindet, wenn es sich im Zustand x_i momentan befindet.

Die zweite Analyseart ist die Monte-Carlo-Simulation oder das Markov-Chain-Monte-Carlo Verfahren (MCMC). Wenn die Markov-Kette eine gewünschte Verteilung darstellt, konstruiert dieser Algorithmus eine Probe aus dieser Verteilung, indem er die Kette nach mehreren Schritten beobachtet. Je mehr Schritte es gibt, desto genauer modelliert die Probe die gewünschte Verteilung.

Markov-Ketten können nicht zur Darstellung von Verteilung der Projektdauer verwendet werden. Da die Aufgabendauern selbst unabhängig sind, aber die Abschlusszeit einer bestimmten Aufgabe hängt von ihrer Dauer und der Abschlusszeit früherer Aufgaben ab. Diese Bedingung bricht die Annahmen für Markov-Prozesse. Außerdem können einfache Markov-Ketten nur eine Folge von Zufallsvariablen darstellen, die in dem gleichen Zustandsraum realisiert werden können.

3.1.2 Bayes'sche Netze

Eine der möglichen Methoden zur Beschreibung von Expertenschätzungen für Ereignisse und deren Abhängigkeiten ist die Anwendung von Bays'schen Netzen.

Um diese Technik anzuwenden, sollten Expertenschätzungen in Form von Wahrscheinlichkeiten definiert werden und mit dem Gesetz von Bayes übereinstimmen. Das folgende Beispiel zeigt die Formel für zwei abhängige Zufallsvariablen:

$$p(A|B) = \frac{p(B|A) \cdot p(A)}{p(B)} \quad (3.3)$$

wobei A und B Ereignisse (im Sinne von Realisierung der Schätzung) sind, und

- $p(A|B)$ ist eine bedingte Wahrscheinlichkeit, dass das Ereignis A eintritt, da das Ereignis B eingetreten ist.
- $p(B|A)$ ist eine bedingte Wahrscheinlichkeit, dass das Ereignis B eintritt, da das Ereignis A eingetreten ist.
- $P(A)$ und $P(B) \neq 0$ sind Wahrscheinlichkeiten, A und B unabhängig voneinander zu beobachten.

Unter Berücksichtigung, dass ein Produkt aus bedingter Wahrscheinlichkeit und marginaler Wahrscheinlichkeit der Bedingung eine gemeinsame Wahrscheinlichkeit für Zufallsvariablen ergibt, kann die obige Formel neu geschrieben werden:

$$p(A|B) \cdot p(B) = p(B|A) \cdot p(A) = p(A, B) \quad (3.4)$$

Wenn viele verschiedene Zufallsvariablen und Beziehungen zwischen ihnen an der resultierenden Verteilung beteiligt sind, ist es einfacher, sie in Form eines Graphen darzustellen, dessen Knoten Variablen und Kanten die Verbindung zwischen ihnen darstellen. In einem solchen Diagramm zeigen Blätter unabhängige Variablen an.

Ein Bayes'sches Netz ist ein gerichteter azyklischer Graph $G = \langle X, A \rangle$, wobei X ein Satz aller im Modell definierten probabilistischen Variablen ist und A ein Satz von bedingten Abhängigkeiten zwischen diesen Variablen ist. Grafisch werden Zufallsvariablen als Knoten (Knoten des Netzes) und Bedingungen als Kanten (Bögen) dargestellt. Sei $X_i \in V$ eine Zufallsvariable, die Werte x_1^i, \dots, x_n^i mit entsprechenden Wahrscheinlichkeiten $p(x_1^i), \dots, p(x_n^i)$ nimmt. Dann sollten folgende Bedingungen erfüllt werden:

- $\sum_{j=1}^n p(x_j^i) = 1$
- $p(x_l^i \cap x_k^i) \leq \min(p(x_l^i), p(x_k^i))$
- $p(x_l^i \cup x_k^i) \geq \min(p(x_l^i), p(x_k^i))$

Wenn es eine Kante von einem Knoten X_j zu einem Knoten X_i gibt, dann heißt X_j ein *Elternknoten* von X_i , X_i heißt ein *Kind* des Knotens X_j . Wenn es eine orientierte Route (eine Folge von Knoten) von einem Knoten X_j zu einem Knoten X_i gibt, dann heißt X_j ein *Vorfahre* von X_i , X_i heißt ein *Nachfahre* des Knotens X_j . Wenn ein Knoten X_i keine Vorfahren hat, wird seine lokale Verteilung eine *Randverteilung* oder *Marginalverteilung* genannt, und stattdessen *bedingte Verteilung*. Die lokale Wahrscheinlichkeitsverteilung wird in einer Tabelle von bedingten Wahrscheinlichkeiten (CPT) für jeden Knoten definiert. Die CPT für unabhängige Variable wird als Vektor dargestellt, wobei das i -te Element eine Wahrscheinlichkeit für den i -ten Wert ist. Der CPT für bedingte Variable wird als $n + 1$ -dimensionaler Tensor dargestellt, wobei n die Anzahl der Eltern der Variable ist.

Konzept von Evidenzen

Wenn ein bestimmtes Ergebnis (ein bestimmter Wert) x_j^i für eine Zufallsvariable X_i beobachtet wurde, wird die Variable X_i als *belegte* bezeichnet. Und eine solche Belegung wird als *eine Evidenz* bezeichnet. Manchmal wird eine Evidenz für einen bestimmten Knoten als *eine Feststellung* bezeichnet, aber hier und danach wird der Begriff Evidenz für beide Fälle verwendet. Dann werden die Wahrscheinlichkeiten für diese Variable wie folgt geändert:

$$p(x_k^i) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } k = j \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.5)$$

Nach dem Setzen einer Evidenz werden CPT von Vor- und Nachkommenknoten vereinfacht. Da X_i keine Zufallsvariable mehr ist, können die Teile von CPT, die sich auf andere Werte beziehen $x_k^i, k \neq j$ reduziert werden. Dieser Prozess wird als *eine Instanziierung* bezeichnet. Der Fall, wenn nur ein Wert festgestellt wird, wird als *eine feste Evidenz* (hard Evidence) bezeichnet.

Das andere Konzept heißt *virtuelle Evidenz* verwendet eine Plausibilität, um das Vertrauen des Beobachters in die Variable darzustellen. Die Plausibilität für die Variable X_i ist definiert als [PPD06]:

$$L(X_i) = (p(Be(x_1^i)|x_1^i), \dots, p(Be(x_n^i)|x_n^i)), \quad (3.6)$$

wobei $p(Be(x_j^i)|x_n^i)$ für die Wahrscheinlichkeit der Beobachtung von x_j^i steht, wenn X_i tatsächlich im Zustand x_j^i ist. Die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit von X_i zusammen mit dem Beweis EV wird nach 'Jeffreys Regel' berechnet [Pea90]:

$$p(X_i|VE) = c \cdot p(X_i) \cdot L(X_i) = c \cdot (p(x_1^i)L(x_1^i), \dots, p(x_n^i)L(x_n^i)), \quad (3.7)$$

wobei $c = \frac{1}{\sum_j p(x_j^i)L(x_j^i)}$ ein Normierungsfaktor ist [Pea90].

Virtuelle Evidenzen können in ein Bayes'sches Netz unter Verwendung eines Dummy-Knotens mit allen Werten in X_i als Eltern eingebunden werden. Auf diesem Grund beeinflusst die virtuelle Evidenz VE nur den Knoten X_i direkt und alle anderen dadurch, die folgende Formel zeigt die Änderung der Wahrscheinlichkeit für andere abhängige von X_i Knoten [PPD06]:

$$p(X_j|VE) = p(X_j) \frac{p(X_i|VE)}{p(X_i)} = c \cdot p(X_i)L(X_j) \quad (3.8)$$

Diese Bedingung, dass die Evidenz für einige Variablen nicht das gesamte Netz, sondern einige seiner Teile aktualisiert, wird im nächsten Abschnitt näher erläutert.

d-Separation und Markov-Blanket

In einem Bayes'schen Netz für eine Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(X)$ definiert für eine Menge von Zufallsvariablen X halten alle Kanten die Markov-Eigenschaft: jede Variable X_i , wenn alle ihre Eltern PA_i definiert sind, ist bedingt unabhängig von allen Variablen, die nicht ihre Nachkommen sind oder formal:

$$\forall X_i \in X : p(x_j^i|pa^i, s) = p(x_j^i|pa^i), \quad (3.9)$$

wobei x_j^i ein Wert von X_i ist, pa^i ein Zustand (ein beobachteter Wert) von PA_i ist, s Werte aller Variablen $X_s \in S$ ist, ein Satz aller Variablen, die nicht Nachkommen von X_i sind. Gemäß dieser Bedingung kann eine vollständig verbundene Verteilung im Modell als Zerlegung (Produkt) lokaler Verteilungen berechnet werden:

$$p(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n p(X_i|PA_i) \quad (3.10)$$

Die *Markov-Blanket* eines Knotens ist eine Menge von Knoten, die seine Eltern, seine Kinder und andere Eltern seiner Kinder einschließt. Aufgrund von (3.9) ist jeder Knoten in einem Bayes'schen Netz angesichts seines Markov-Blankets bedingt unabhängig von allen anderen Knoten. Diese Eigenschaft kann auf die Konzepte der d-Separation von zwei Knoten verallgemeinert werden (d steht für direktional). Sei P ein Pfad zwischen den Knoten X_i und X_j über einen Knoten X_z , wobei ein Pfad ein ungerichteter Weg zwischen zwei Knoten ist. Dann ist dieser Pfad *aktiv*, was bedeutet, dass der Zustand von X_i den Zustand von X_j beeinflusst, in vier folgenden Fällen [KFGT07]:

- Kausalweg (Causal Path) $X_i \rightarrow X_z \rightarrow X_j$ ist aktiv, wenn und nur wenn der Knoten X_z nicht belegt ist.
- Evidenzweg (Evidential Path) $X_i \leftarrow X_z \leftarrow X_j$ ist aktiv, wenn und nur wenn der Knoten X_z nicht belegt ist.
- Gemeinsame Ursache (Common Cause) $X_i \leftarrow X_z \rightarrow X_j$ ist aktiv, wenn und nur wenn der Knoten X_z nicht belegt ist.
- Gemeinsame Auswirkung (Common Effect, "v-structure") $X_i \rightarrow X_z \leftarrow X_j$ ist aktiv, wenn und nur wenn entweder X_z oder einer seiner Nachkommen belegt ist.

Dann heißt P d-separiert durch eine Menge von Knoten Z , wenn kein aktiver Weg zwischen den Knoten X_i und X_j gegeben Z ist. Oder formell, wenn eine der folgenden Bedingungen zutrifft:

- P enthält eine gerichtete Kette $X_j \leftarrow \dots \leftarrow X_z \leftarrow \dots \leftarrow X_i$ or $X_j \rightarrow \dots \rightarrow X_z \rightarrow \dots \rightarrow X_i$, sodass der Knoten $X_z \in Z$.
- P enthält eine Gabelung $X_j \leftarrow \dots \leftarrow X_z \rightarrow \dots \rightarrow X_i$, sodass der Knoten $X_z \in Z$.
- P enthält eine invertierte Gabelung $X_j \rightarrow \dots \rightarrow X_{\neg z} \leftarrow \dots \leftarrow X_i$, sodass der Knoten $X_{\neg z} \notin Z$ und kein Nachkomme von $X_{\neg z}$ in Z ist.

Die Knoten X_j und X_i sind durch Z d-separiert, wenn alle Wege zwischen ihnen d-separiert sind: $X_j \perp\!\!\!\perp X_i | Z$. Der Markov-Blanket des Knotens X_i ist eine minimale Menge von Knoten, die ihn von allen anderen Knoten im Netz separiert.

Inferenz in Bayes'schen Netzen

Nach der Modellierung der Schätzungen und ihrer Abhängigkeiten in Form des Netzes ist es möglich, die konstruierte multivariate Verteilung zu analysieren. Ein Bayes'sches Netz

kann verwendet werden, um die Wahrscheinlichkeitsverteilung für jede Teilmenge von Netzvariablen mit Belegung zu berechnen. Statt der Belegung können A-priori-Verteilungen für jede Teilmenge von Variablen angegeben werden. Diese Analyse wird als *probabilistische Inferenz* bezeichnet.

Sei $p(X)$ eine multivariate Verteilung für ein Bayes'sches Netz. Die Schlussfolgerung erfolgt in Form von Abfragen. Es gibt drei Arten von Szenarien:

- Vorhersage: Berechnung von $p(X_i|X_j)$, $X_i, X_j \in X$ und $X_j \in PA_{X_i}$, was bedeutet, dass X_j einer der übergeordneten Knoten für X_i ist. Vereinfacht gesagt, ein Symptom zur gegebenen Ursache zu definieren (auch Top-Down-Inferenz genannt).
- Diagnose: Berechnung von $p(X_j|X_i)$, $X_i, X_j \in X$ und $X_j \in PA_{X_i}$. Vereinfacht gesagt, eine Ursache für ein bestimmtes Symptom zu definieren (auch Bottom-Up-Inferenz genannt).
- Klassifizierung: Finden von $x = \operatorname{argmax}_x p(x|EV)$, einem Klassenlabel, das die Wahrscheinlichkeit a posteriori nach dem Erhalten der Daten (Belegung einer Evidenz) EV maximiert. Diese Art der Analyse wird in der aktuellen Arbeit nicht berücksichtigt.

Der einfachste Algorithmus ist eine Brute-Force-Methode, um die multivariate Verteilung direkt zu berechnen. Sei X die multivariate Verteilung, die vom Bayes'schen Netz modelliert wird. Dann kann die für eine Variable von Interesse X_i aus der multivariaten Verteilung für das gesamte Netz heraus marginalisiert werden:

$$p(X_i) = \sum_{X_j \in X \setminus X_i} p(X_j) \quad (3.11)$$

Wenn es mehr als eine Variable von Interesse gibt, bleibt die Berechnung gleich, aber ihre Beziehungen sollten ebenfalls berücksichtigt werden. Das bedeutet, dass einige Berechnungen mit 2^{n-1} Wahrscheinlichkeiten durchgeführt werden sollten, wobei n die Anzahl der Knoten im Netz ist. Dies ist für größere Netze sehr kostspielig (exponentielle Zeit).

Der Algorithmus kann jedoch verbessert werden. Wenn eine Variable von Interesse ein Netz in mehrere Sätze von Knoten d-separiert, dann kann die Berechnung der multivariaten Verteilung vereinfacht werden. Diese Verbesserung wird als *Zerlegung* bezeichnet [Dar09].

Der nächste Ansatz beruht auf der Tatsache, dass ein Bayes'sches Netz einige Unterausdrücke enthält, die von einer kleinen Anzahl von Variablen abhängen. Einige Berechnungen werden mehrmals durchgeführt, z.B., wenn Variablen gemeinsame Eltern haben. Anschließend können Zwischenergebnisse als sogenannte *Faktoren* gespeichert und später wieder-

verwendet werden. Dieser Ansatz heißt *Variableneliminierung*. [KFB09]. Sei eine Kette von n Variable X , in der X_i von $X_{i-1}, \forall i = 1, \dots, n$ abhängt. In einem solchen Netz wird die posteriori-Verteilung der Variable X_n wie folgt berechnet:

$$\begin{aligned} p(X_n) &= \sum p(X_n|X_{n-1}) \cdot \dots \cdot p(X_3|X_2)p(X_2|X_1)p(X_1) \\ &= \sum_{X_{n-1}} p(X_n|X_{n-1}) \cdot \dots \cdot \sum_{X_2} p(X_3|X_2) \sum_{X_1} p(X_2|X_1)p(X_1) \end{aligned} \quad (3.12)$$

Ein Faktor ist ein Vektor oder eine Matrix, die alle Wahrscheinlichkeiten für alle abhängigen Variablen enthält. Im obigen Beispiel kann das letzte Produkt durch Multiplikation mit nachfolgender Summierung aller X_1 -Zustände in einen Faktor umgewandelt werden und weiter für X_2 :

$$\begin{aligned} p(X_n) &= \sum_{X_{n-1}} p(X_n|X_{n-1}) \cdot \dots \cdot \sum_{X_2} p(X_3|X_2)\phi(X_2) \\ &= \sum_{X_{n-1}} p(X_n|X_{n-1}) \cdot \dots \cdot \phi(X_3) \end{aligned} \quad (3.13)$$

Mit weiterer Wiederholung dieses Prozesses für andere Variablen ist es möglich, alle Variablen zu faktorisieren: $p(X_n) = \phi(X_n)$. Die Komplexität des Algorithmus zur Variableneliminierung hängt von der Struktur des Netzes ab. Für die Kette erfolgt die Schlussfolgerung in linearer Zeit [KFB09]. Bei anderen Strukturen beeinflusst eine Ordnung der Eliminierung die Komplexität. Die optimale Reihenfolge der Eliminierung zu finden, ist ein NP-schweres Problem.

Das nächste Konzept nutzt die Tatsache, dass eine Evidenz auf einem Knoten nur seine direkten Nachbarn (Eltern- und Kinderknoten) beeinflusst, sodass es möglich ist, ihn als Nachrichtensendungsprozess darzustellen. Dieser Algorithmus ist bekannt als “Belief Propagation” [KP83]. Der Algorithmus unterscheidet zwei Arten von Evidenzen:

- Kausale Unterstützung (Causal Support) π , die von den Eltern an die Knoten ihrer Kinder weitergegeben wird.
- Diagnostische Unterstützung (Diagnostic Support) λ , die von Kindern an ihre Eltern weitergegeben wird.

Der Algorithmus erfolgt in den folgenden Schritte [KP83]:

1. Initialisierung. Vor der Algorithmusverarbeitung erhalten einige Knoten Initialisierungsevidenzen:

- Jeder Knoten X_i mit einer Evidenz EV wird wie folgt initialisiert:

$$\pi(x_j^i) = \begin{cases} 1, & x_j^i = EV \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.14)$$

- Jeder Knoten X_i ohne Eltern (Blätter) wird mit seinen marginalen Wahrscheinlichkeiten initialisiert: $\pi(x_i) = p(X_i)$.
- Jeder Knoten X_i ohne Kinder (Wurzeln) wird mit einer Diagnoseunterstützung als Vektor von Einsen initialisiert: $\lambda(X_i) = 1$.

2. Bottom-Up-Propagation. X_i berechnet $\lambda_{X_i}(X_j)$, das an seinen übergeordneten X_j gesendet wird:

$$\lambda_{X_i}(X_j) = \sum_{x^i} \prod_{X_k} \lambda_{X_k}(X_i) \cdot p(x^i | x^j), \quad (3.15)$$

wobei x^i und x^j sind Zustände der Variablen X_i , X_j und k sind Indizes von Kinderknoten von X_i .

3. Top-Down-Propagation. Die neue Nachricht $\pi_{X_k}(X_i)$, die X_i an sein k -tes Kind sendet, wird berechnet durch:

$$\pi_{X_k}(X_i) = \alpha \pi(X_i) \prod_{l \neq k} \lambda_{X_l}(X_i) \quad (3.16)$$

l sind Indizes von Kinderknoten von X_i und α ist eine Normalisierungskonstante.

4. Berechnung der resultierenden Wahrscheinlichkeit $BEL(X_i) = \lambda(X_i) \pi X_i$

Der Algorithmus konvergiert zur genauen gemeinsamen Wahrscheinlichkeit nach endlicher Anzahl von Wiederholungen für Polybäume, gerichtete azyklische Graphen, deren ungerichteter Graph ein Baum ist. Obwohl nicht alle Bayes'schen Netze Polybäume sind, ist dieser Algorithmus doch eine gute Näherung [Pea88]. Dieser Ansatz ist in großen Bayes'schen Netzen effektiv.

Alle oben beschriebenen Algorithmen gehören zu den sogenannten exakten Argumentationsalgorithmen. Eine Ausnahme ist der bereits erwähnte "Belief Propagation"-Algorithmus, da er generell für Bayes'schen Netze nicht exakt ist. In der vorliegenden Arbeit wird nur die Anwendung genauer Argumentationsalgorithmen berücksichtigt.

Es ist erwähnenswert, dass es eine weitere Gruppe von Algorithmen gibt, approximative Argumentationsalgorithmen, die hauptsächlich auf der Monte-Carlo-Methode basieren. [JP09].

3.2 Fuzzy-Logik

Fuzzy-Logik ist eine Verallgemeinerung der klassischen Logik und Mengentheorie, basierend auf dem Konzept einer Fuzzy-Menge, die in 1965 von Lotfi Zadeh eingeführt wurde [Zad65]. In diesem Konzept kann die Zugehörigkeitsfunktion einer Menge nicht nur die Werte 0 (Element kommt in der Menge nicht vor) und 1 (Element kommt in der Menge vor), sondern alle möglichen Werte aus dem Intervall $[0,1]$ annehmen. Dieses Konzept bietet eine mathematische Abbildung der Überzeugung eines Experten. Mit diesem Ansatz ist es möglich, die Menge aller Ereignisse oder Fakten \mathfrak{S} , bei denen der Experte sicher ist, als Fuzzy-Set zu modellieren. Die Zugehörigkeitsfunktion zeigt den Grad des Vertrauens in jedem dieser Fakten oder Ereignisse an. Das Kernproblem dieser Theorie ist die Suche und Systematisierung der Eigenschaften einer solchen Zugehörigkeitsfunktion μ für eine Konjunktion und Disjunktion von atomaren Fakten oder Ereignissen, die im allgemeinen Fall nicht eindeutig ist. Die Umsetzung dieser logischen Verknüpfungen heißen T-Norm für Konjunktion und T-Conorm (oder S-Norm) für Disjunktion.

Es gibt drei Systeme von Anforderungen für eine solche Funktion μ , die als klassisch gelten: die Zadeh-Logik, das probabilistische (pseudo-probabilistische) Logiksystem und die Łukasiewicz-Logik.

Zadeh-Logik

Das erste System für die Zugehörigkeitsfunktion ist das Zadeh-System oder Zadeh-Logik (manchmal auch Gödel-Logik):

$$\begin{aligned}\mu_1(1) &= 1, \\ \forall x \in \mathfrak{S} \quad \mu_1(\neg x) &= 1 - \mu_1(x), \\ \forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_1(x \cap y) &= \min(\mu_1(x), \mu_1(y)), \\ \forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_1(x \cup y) &= \max(\mu_1(x), \mu_1(y))\end{aligned}$$

Die Grafiken des T-Norms und T-Conorms für Zadeh-Logik sind in den folgenden Abbildungen gezeigt (Abb. 3.2, 3.3).

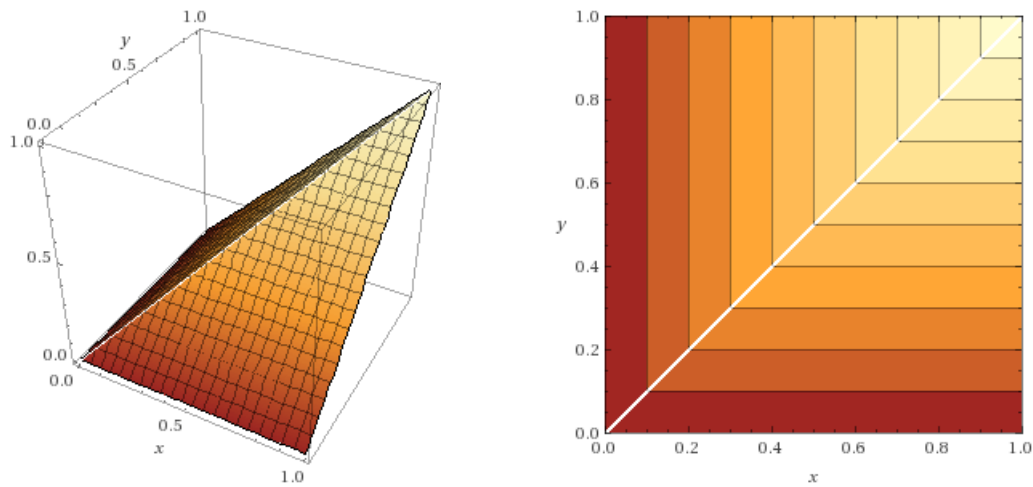


Abbildung 3.2 – T-Norm für Zadeh-Logik nach [Tul07]

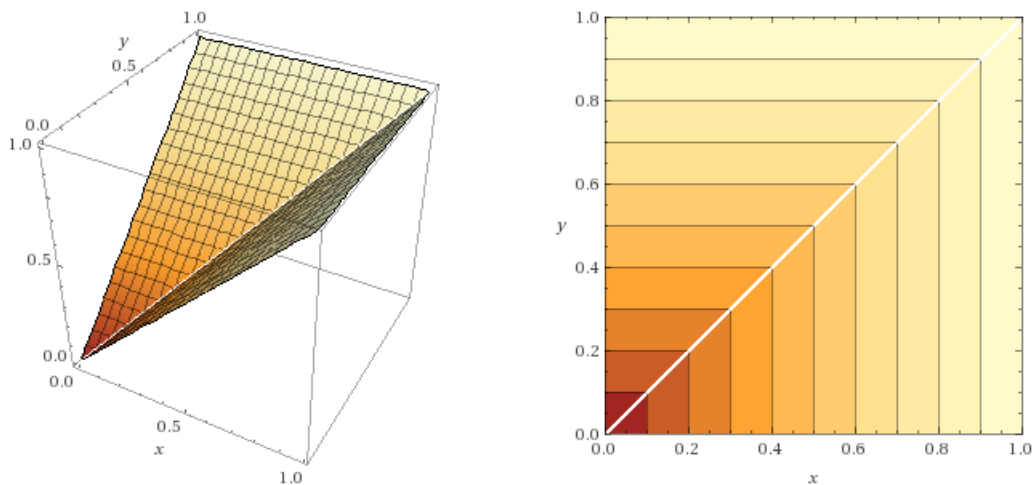


Abbildung 3.3 – T-Conorm für Zadeh-Logik nach [Tul07]

Pseude-probabilistische Logik

Das zweite System ist pseude-probabilistische Logik, die arbeitet mit der Zugehörigkeitsfunktion, als die eine klassische Wahrscheinlichkeit wäre:

$$\mu_2(1) = 1,$$

$$\forall x \in \mathfrak{S} \quad \mu_2(\neg x) = 1 - \mu_2(x),$$

$$\forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_2(x \cap y) = \mu_2(x) \dot{\mu}_2(y),$$

$$\forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_2(x \cup y) = \mu_2(x) + \mu_2(y) - \mu_2(x) \dot{\mu}_2(y)$$

Die Abbildungen 3.4, 3.5 darstellen T-Norm und T-Conorm für diese Logik.

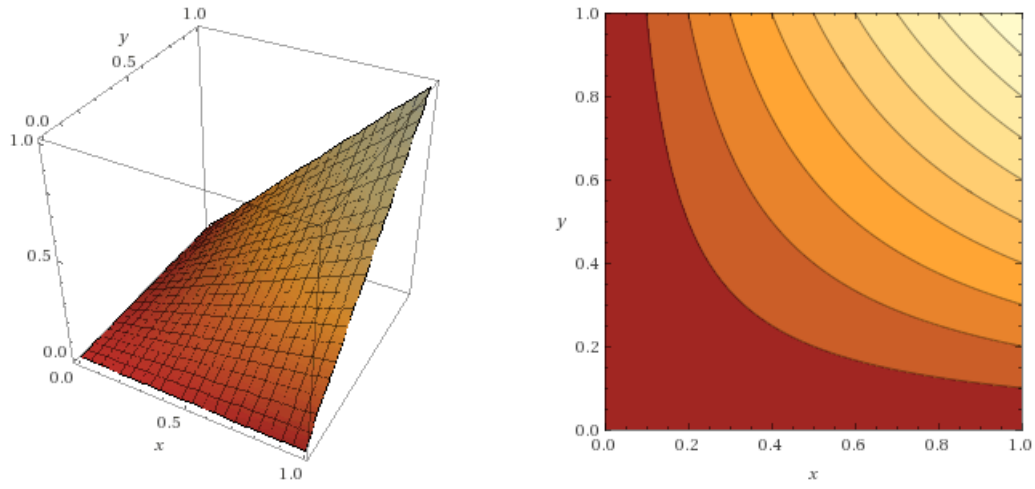


Abbildung 3.4 – T-Norm für pseudo-probabilistische Logik nach [Tul07]

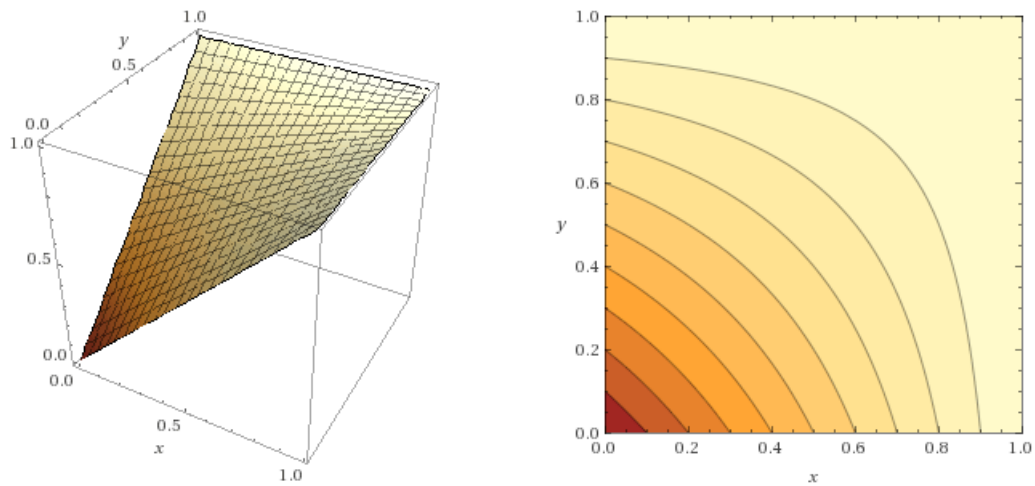


Abbildung 3.5 – T-Conorm für pseudo-probabilistische Logik nach [Tul07]

Łukasiewicz-Logik

Das letzte klassische System ist Łukasiewicz-Logik, die setzt folgende Einschränkungen an die Zugehörigkeitsfunktion:

$$\begin{aligned}\mu_3(1) &= 1, \\ \forall x \in \mathfrak{S} \quad \mu_3(\neg x) &= 1 - \mu_3(x), \\ \forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_3(x \cap y) &= \max(0, \mu_3(x) + \mu_3(y) - 1), \\ \forall x, y \in \mathfrak{S} \quad \mu_3(x \cup y) &= \min(1, \mu_3(x) + \mu_3(y))\end{aligned}$$

Die Grafiken von T-Norm und -Conorm für Łukasiewicz-Logik sehen wie folgend aus (Abb. 3.6, 3.7)

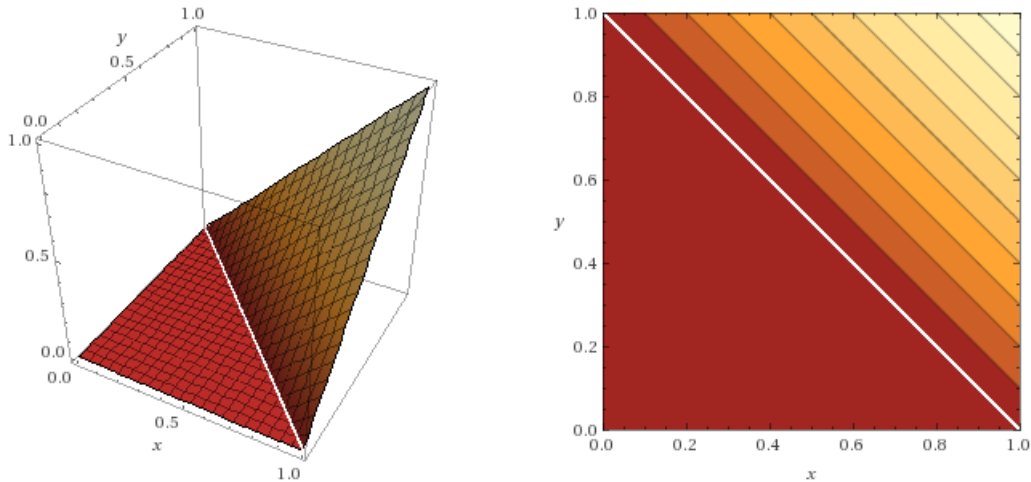


Abbildung 3.6 – T-Norm für Łukasiewicz-Logik nach [Tul07]

Die T-Norme und -Conorme in oben beschriebenen Systemen können in verschiedenen Fällen auch als Wahrscheinlichkeitsmaßen berücksichtigt werden [Tul07]:

- Die Norm μ_1 entspricht dem Fall, wenn die Schätzungen x und y mit großer Wahrscheinlichkeit gemeinsam realisiert werden, oder wenn eine aus der anderen folgt.
- Die Norm μ_2 entspricht dem Fall, wenn die Schätzungen x und y unabhängig sind.

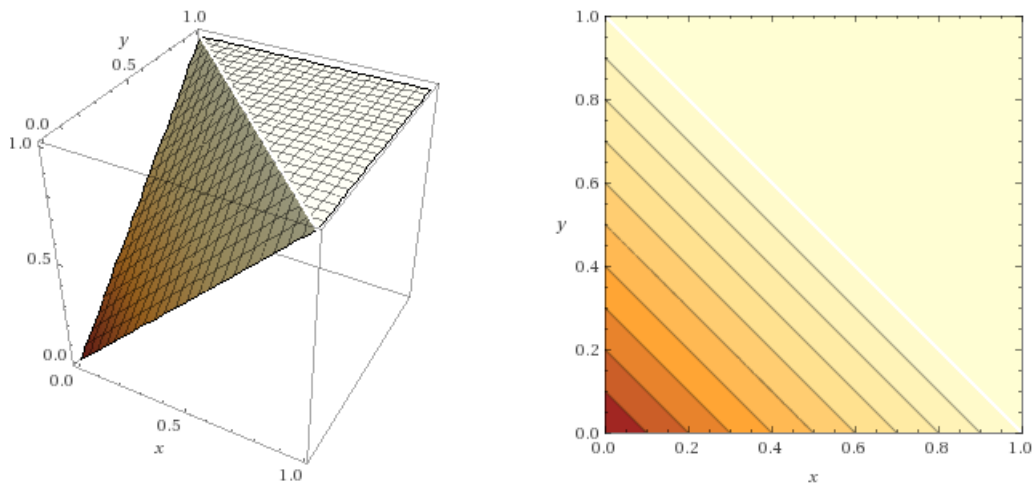


Abbildung 3.7 – T-Conorm für Łukasiewicz-Logik nach [Tul07]

- Die Norm μ_3 entspricht dem Fall, wenn die Schätzungen x und y mit minimaler Wahrscheinlichkeit gemeinsam realisiert werden, sie schließen sich gegenseitig aus.

Fuzzy-Inferenzsystem

Fuzzy-Inferenz ist der Prozess der Berechnung eines Ausgangs basierend auf einem gegebenen Eingang unter Verwendung von Fuzzy-Logik. In diesem Prozess werden Fuzzy-Logik-Operatoren (T-Normen und -Conormen) über Fuzzy-Mengen auf der Vorgängerseite in Wenn-Dann-Regeln integriert, um Konsequenzen zu erzeugen. Fuzzy-Inferenzsysteme wurden erfolgreich im Bereich automatisierte Steuerung, Datenklassifizierung, Entscheidungsanalyse, Expertensysteme und maschinelles Sehen eingesetzt [JSM96].

Die Architektur des Fuzzy-Inferenzsystems ist in der Abbildung dargestellt 3.8. Die Fuzzy-Wissensbank enthält eine Datenbank mit Zugehörigkeitsfunktionen von im Inferenzsystem definierten Fuzzy-Mengen und eine Regeldatenbank mit Fuzzy-Wenn-Dann-Regeln. Ein Fuzzifizierungsmodul konvertiert scharfe Eingabewerte in eine linguistische Variable unter Verwendung der in der Fuzzy-Wissensdatenbank gespeicherten Zugehörigkeitsfunktionen. Die Inferenz-Engine verwendet Fuzzy-Wenn-Dann-Regeln, um auf der Basis von fuzzifizierten Eingaben Fuzzy-Ausgabe zu berechnen

(Abb. 3.9). Ein Defuzzifizierungsmodul konvertiert den Fuzzy-Ausgabewert mithilfe von Zugehörigkeitsfunktionen, die in der Wissensdatenbank gespeichert sind, in einen scharfen Wert.

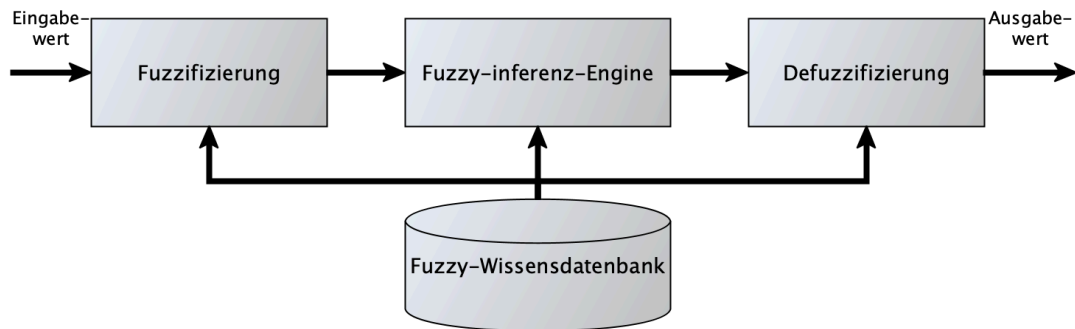


Abbildung 3.8 – Architektur des Fuzzy-Inferenzsystems angelehnt an [JSM96]

Der Fuzzy-Inferenzprozess umfasst die folgenden Schritte (Abb. 3.9):

- Erhalten der Zugehörigkeitswerte von Eingabevariablen anhand der Zugehörigkeitsfunktionen (Fuzzifizierung);
- Kombination von Zugehörigkeitswerten, um den Erfüllungsgrad jeder Fuzzy-Wenn-Dann-Regel aus der Wissensbank zu erhalten;
- Aggregation von qualifizierten Folgen jeder Regel in Abhängigkeit des Erfüllungsgrads;
- Berechnung der scharfen Ausgaben (Defuzzifizierung).

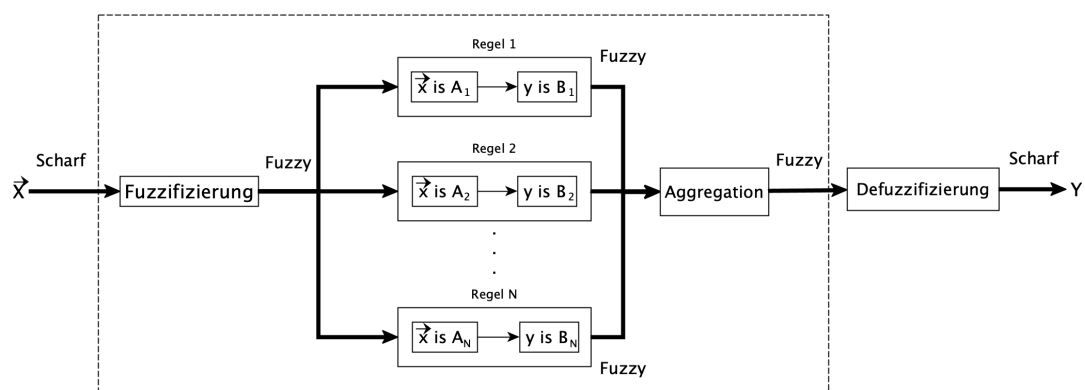


Abbildung 3.9 – Fuzzy-Inferenzprozess angelehnt an [JSM96]

Es gibt mehrere Methoden, um eine Fuzzy-Ausgabe zu defuzzifizieren. Hier sind fünf häufig verwendete [LK99], [Tho09]:

- Schwerpunktmethod (Centroid of area, COA), die für den Ausgabewert den gewichteten Mittelwert des Flächenschwerpunktes der Ergebnismenge;
- Flächenmittelpunktmethod (Bisector of area, BOA), die für den Ausgabewert den einfachen Mittelwert des Flächenschwerpunktes der Ergebnismenge;
- Mittelwert-Maximum-Methode oder arithmetisches Mittel (Mean of maximum, MOM), die als Ergebnis den Mittelwert der Maxima der Zugehörigkeitsfunktion;
- Min-Maximum-Methode (Smallest of maximum, SOM), die den linken Punkt der Maxima der Zugehörigkeitsfunktion;
- Maximum-Methode (Largest of maximum, LOM), die den rechten Punkt der Maxima der Zugehörigkeitsfunktion.

Wahrscheinlichkeitsmaß für Fuzzy-Mengen

Die Fuzzy-Logik wird nur für einzelne bestimmte Beobachtungen x angewendet. Das originale Konzept bietet keine Möglichkeit eine A-priori-Wahrscheinlichkeit von Fuzzy Mengen zu berechnen. Es ist jedoch möglich ein Wahrscheinlichkeitsmaß der Fuzzy Mengen zu berechnen [SB04].

Sei X eine linguistische Variable, die n verschiedene Werte annehmen kann x_1, \dots, x_n . Fuzziness einer Beobachtung x kann als Ungenauigkeit oder Zweifel an der Zugehörigkeit von x zu Werten der linguistischen Variable interpretiert werden [SB04]. Die A-priori-Wahrscheinlichkeit der Fuzzy Menge hängt von der Wahrscheinlichkeit der Beobachtung x selbst und der Wahrscheinlichkeit, dass x als einer der Werte der linguistischen Variable X erkannt wird, folgendermaßen ab:

$$p(X \in x_i) = \sum_x p(X \in x_i | X = x) p(x) = \sum_x p(x \in x_i) p(x), \quad (3.17)$$

wobei $p(x \in x_i)$ eine A-priori-Schätzung des Experten ist, dass die linguistische Variable X einen Zustand x_i im Punkt x annimmt [SB04].

Nach dem beschriebenen Verständnis von Fuzziness und der Anwendung des Satzes von Bayes über die bedingte Wahrscheinlichkeit, dass x einen Wert x_i mit gege-

bener Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{x_i}(x)$ annimmt, sollte proportional zu dem folgenden Ausdruck sein [SB04]:

$$p(x \in x_i | \mu_{x_i}(x)) \propto p(x \in x_i | \mu_{x_i}(x)) p(x \in x_i) \quad (3.18)$$

Für einen bestimmten μ_{x_i} ist der mittlere Ausdruck eine Plausibilität und kann überschrieben werden:

$$p(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) \propto L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) p(x \in x_i), \quad (3.19)$$

wobei $L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x))$ die Plausibilität ist, dass x zu x_i gehört.

Die Plausibilität in 3.19 ist ein Wert der Zugehörigkeitsfunktion für ein bestimmtes x . Wenn die Zugehörigkeitsfunktion bekannt ist, sollte die Wahrscheinlichkeit, dass X einen seiner Werte annimmt, wie folgt sein:

$$p(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) \propto \mu_{x_i}(x) p(x \in x_i) \quad (3.20)$$

Die obige Verhältnissgleichung hat ein nicht normalisiertes Wahrscheinlichkeitsmaß auf der rechten Seite. Unter der Annahme, dass $p(x \in x_i) + p(x \notin x_i)$ gleich eins sein sollte, kann die Formel für die bedingte Wahrscheinlichkeit aufgrund des Satzes vom ausgeschlossenen Dritten überschrieben werden:

$$p(x \in x_i | \mu_{x_i}(x)) = \frac{p(\mu_{x_i}(x) | x \in x_i) p(x \in x_i) \times (p(\mu_{x_i}(x) | x \in x_i) p(x \in x_i) + p(\mu_{x_i}(x) | x \notin x_i) p(x \notin x_i))^{-1}}{p(\mu_{x_i}(x) | x \notin x_i) p(x \notin x_i)} \quad (3.21)$$

Da $\mu_{x_i}(x)$ vom Experten angegeben wurde, verwandelt sich die bedingte Wahrscheinlichkeit der Beobachtung x , in die Wahrscheinlichkeit:

$$p(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) = L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) p(x \in x_i) \times \left(\frac{L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) p(x \in x_i)}{L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x)) p(x \in x_i) + L(x \notin x_i; \mu_{x_i}(x)) p(x \notin x_i)} \right)^{-1} \quad (3.22)$$

Die A-priori-Wahrscheinlichkeit der Fuzzy-Variablen X , einen ihrer Werte zu übernehmen, kann als Summe der hinteren Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung x multipliziert mit ihrer Wahrscheinlichkeit für jede mögliche Beobachtung x definiert werden [SB04]:

$$p(X \in x_i; \mu_{x_i}(x)) = \sum_x \left[1 + \frac{L(x \notin x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \notin x_i)}{L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \in x_i)} \right]^{-1} \cdot p(x) \quad (3.23)$$

3.3 Prozessmodelle und -notationen unter Berücksichtigung der Unsicherheit

In diesem Unterkapitel werden die bestehenden Notationen und Modellierungstechniken für Prozessplanung, unter Unsicherheit, eingehend untersucht. Anschließend werden ihre Vor- und Nachteile beschrieben.

Erst werden die Erweiterungen des originalen CPM-Modells betrachtet: *Program Evaluation and Review Technique (PERT)*, *Graphical Evaluation and Review Technique (GERT)* und *Bayes'sche Methode des kritischen Pfades (Bayesian Critical Path Method, BCPM)*.

Auch die Notationen werden beschrieben und bewertet, die auf graphischen probabilistischen Modellen basieren: *Probabilistische Strategie für Management von temporären Beschränkungen (Probabilistic Strategy for Temporal Constraint Management, PSTCM)* und die Erweiterung des Konzepts von Petri-Netzen, *probability-Propagation-Nets*, die die Simulation der probabilistischen Inferenz ermöglicht.

Am Ende werden deklarative Notationen berücksichtigt, die in adaptiven Workflow-Systemen für Projektplanung verwendet wurden: *Emergent Workflows* und *Declarative Workflows*.

Program Evaluation and Review Technique

PERT, auch bekannt als Project Evaluation and Review Technique, wird verwendet, um Aufgaben zu analysieren, wenn keine genaue Dauer dieser Aufgaben bekannt ist. Diese Technik wurde 1957 von der US Navy entwickelt [MRCF59].

PERT ist eine statistische Methode, die im Projektmanagement verwendet wird, um den Projektplan für sehr große und komplexe Projekte zu entwickeln, bei denen normalerweise keine historischen Daten zur Verfügung stehen.

Die Methode unterscheidet sich von CPM in folgenden [Pro04, Kapitel 6]:

- CPM ist aktivitätsorientiert, während PERT ereignisorientiert ist.
- CPM wird verwendet, wenn es eine vorgegebene Zeitschätzung für die Aktivität gibt. PERT modelliert die Unsicherheit in der Zeitschätzung.
- Im CPM-Diagramm wird die Aktivität auf dem Knoten angezeigt, während im PERT-Diagramm die Aktivität auf dem Pfeil (Kante) angezeigt wird. Die Knoten stellen dann die Meilensteine oder Zustände dar.
- Im CPM-Diagramm stellen Rechtecke die Knoten dar, während im PERT-Diagramm Kreise die Knoten repräsentieren.

Da es eine Unsicherheit in der Dauer einer Aktivität gibt, werden drei Schätzungen verwendet, um die PERT-Schätzung für eine Aktivität zu ermitteln. Diese drei Schätzungen lauten wie folgt:

- Wahrscheinlichste Schätzung (T_m). Diese ist die Zeitdauer, bei der eine hohe Wahrscheinlichkeit besteht, dass die Aufgabe innerhalb des vorgegebenen Zeitrahmens erledigt wird.
- Optimistische Schätzung (T_o). In diesem Szenario wird die Schätzung unter Berücksichtigung aller günstigen Bedingungen ermittelt, d.h. es handelt sich um ein Best-Case-Szenario. Mit anderen Worten, diese repräsentiert die kürzeste Zeit, in der die Aufgabe erledigt werden kann.
- Pessimistische Schätzung (T_p). Hier wird die Schätzung unter Berücksichtigung aller ungünstigen Bedingungen vorgenommen, Worst-Case-Szenario. Sie repräsentiert die längste Dauer der Aufgabe.

Die Formeln für die PERT-Schätzung und ihre Varianz lauten wie folgt:

$$PERT_i = \frac{(T_o + 4T_m + T_p)}{6}$$

$$STD_i = \frac{(T_p - T_o)}{6}$$

Dann wird die Analyse wie in CPM durchgeführt:

1. Ein kritischer Pfad wird ermittelt.
2. Die PERT-Schätzung für die Sequenz der Aufgaben wird als die Summe ihrer PERT-Schätzungen vorgenommen: $PERT = \sum_i PERT_i$

Die Abbildung 3.10 zeigt ein PERT-Netz für ein Projekt [JS90], das 12 bis 18 Monate dauern soll. Beide Pfade können im Projekt kritisch werden.

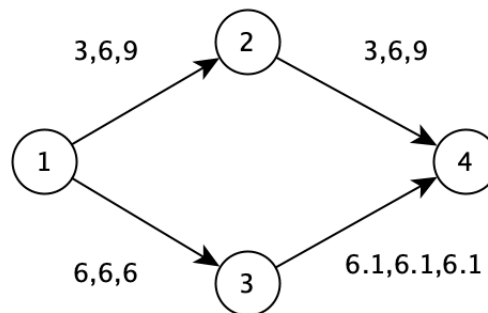


Abbildung 3.10 – PERT-Modell nach [JS90]

Die Methode hat folgende Nachteile:

- die Verwaltung des kritischen Pfades während der Projektdurchführung ist nicht möglich. Bei Änderungen oder Verzögerungen muss das gesamte Diagramm neu berechnet werden.
- Wie die CPM berücksichtigt diese Technik keinen Einfluss von Ressourcen.
- Das Aktualisieren des PERT-Diagramms kann zeit und kostenintensiv sein.

Graphical Evaluation and Review Technique

GERT wurde in 1966 als Weiterentwicklung von PERT vorgeschlagen [Pri66]. Zusätzlich zu den Knoten im PERT-Netz, die in GERT deterministisch (deterministic) benannt wurden, wurde ein neuer Typ Knotens, der probabilistische Knoten eingeführt. Diese Knoten können mehrere Ausgänge (mindestens zwei) haben, die die Aktivitäten darstellen und mit Wahrscheinlichkeiten gewichtet sind. Die Summe aller Gewichte von ausgehenden Kanten soll immer gleich eins bleiben, da die Wahrscheinlichkeit von 1,0 besteht, dass eine der Aktivitäten realisiert wird. Schleifen (Kanten zu früheren

Knoten) und Selbstschleifen sind im Konzept erlaubt. Diese alternativen Aktivitäten spiegeln das Feedback, die vielfältigen Ergebnisse und die sich wiederholenden Aktivitäten wider, die die Haupteigenschaften der GERT sind.

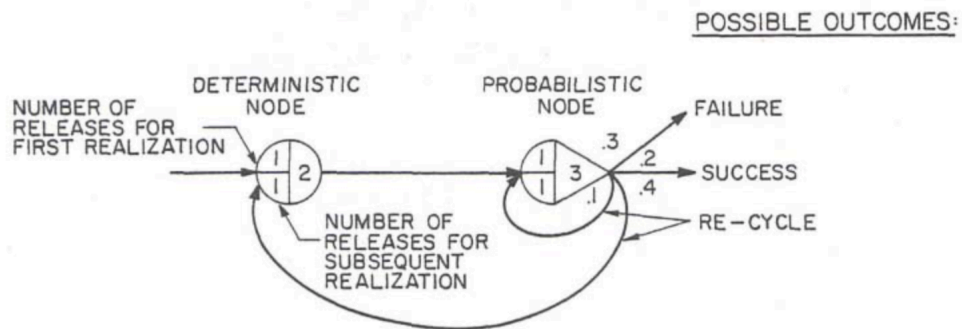


Abbildung 3.11 – GERT-Modell aus [Moo78]

Die Abbildung 3.11 zeigt ein kurzes Beispiel des GERT-Netzes [Moo78]. Der Knoten 3 (die Identifikationsnummer befindet sich auf der rechten Seite des Knotens) ist ein probabilistischer Knoten. Wenn die Aktivität auftritt, die von Knoten 3 ausgeht und zu den Knoten 2 zurückkehrt, würde dies zu einer Wiederholung der Aktivität 2-3 führen. Wurde die als "Failure" bezeichnete Aktivität realisiert, fließt das Netz zu einem Endknoten, der den gesamten Prozess beendet. Wenn die Aktivität "Erfolg" realisiert wird, kann das Netz für mehrere weitere Aktivitäten fortgesetzt werden, bevor es in einem anderen Endknoten endet. Die vierte Aktivität an Knoten 3 ist die Aktivität 3-3, die die Wiederholung darstellt.

Der Knoten 2 ist ein deterministischer Knoten, der die Realisierung der Aktivität 2-3 mit der Wahrscheinlichkeit von 1,0 beträgt. Sowohl beim Knoten 2 als auch beim Knoten 3 stellt die Zahl in den oberen linken Quadranten die Zeit dar, die für die erste Realisierung des Knotens benötigt wird. Die Zahl im unteren linken Quadrant zeigt die Zeit, die für alle nachfolgenden Realisierungen des Knotens erforderlich ist.

Die Modellierung mit GERT erfordert, dass das untersuchende Projekt in der Form des Netzes dargestellt wird und mit einem Softwarepaket simuliert wird. Durch die Simulation können statistische Daten über die Dauer und den Kosten des gesamten Projektes gesammelt werden. Es gibt auch die Weiterentwicklung des Konzeptes, die Q-GERT heißt. Die kann auch Warteschlangen an Knoten modellieren.

Wie man sehen kann, wiederholt die Technik die Monte-Carlo-Simulation auf Markov-Ketten (Siehe S. 31). GERT konzentriert sich nur auf Endergebnisse (Gesamtdauer

und Kosten) des Projektes, modelliert die Entscheidungen im Projekt stochastisch und stellt keine Möglichkeiten der “Was-Wäre-Wenn”-Analyse zur Verfügung.

Bayes'sche Methode des kritischen Pfades

Die Bayes'sche Methode des kritischen Pfades (BCPM) wurde 2007 an der Queen Mary University of London entwickelt [KFN07] und stellt eine “Bayes'sche” Variante der originalen CPM dar. Eine Abschätzung von Aufgabedauer kann damit als eine Zufallsvariable vordefiniert werden. Der Apparat von Bayes'schen Netzen wird für die Modellierung von kausalen Abhängigkeiten verwendet.

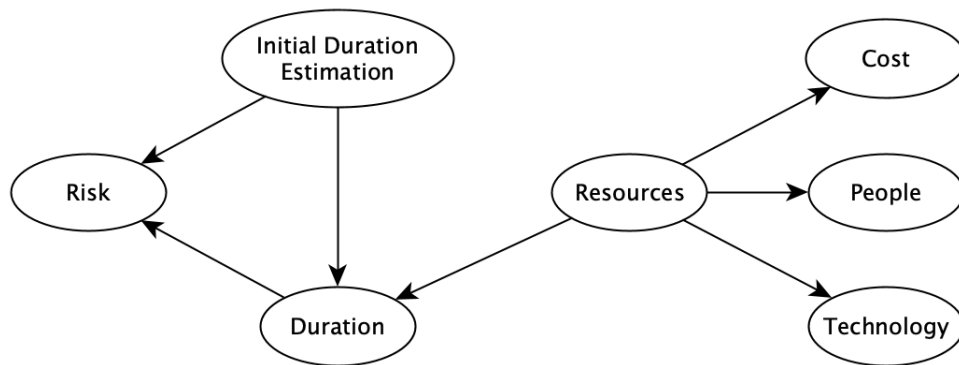


Abbildung 3.12 – Bayes'sches Netz für die Aufgabedauer nach [KFN07]

Die Abbildung 3.12 zeigt, dass die voraussichtliche Aufgabedauer abhängig von Ressourcen und von vorgegebenen Schätzungen im Modell ist. Die für die Aufgabe notwendige Ressourcen werden auch als Zufallsvariable repräsentiert. Das Modell der Aufgabedauer wurde später in Knoten des Netzplans (Aktivitätsmodell) implementiert (Abb. 3.13).

Der gesamte Prozess (Abb. 3.14) wird als ein Bayes'sches Netz dargestellt (Abb. 3.15), dessen Knoten die oben genannten Aktivitäten sind. Auf diese Weise gibt es keine kritischen Pfade mehr, sondern eine Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmter Pfad kritisch sein kann. Die Abschätzungen für das gesamte Projekt werden identisch wie in CPM unter Berücksichtigung von Wahrscheinlichkeiten berechnet.

Die Autoren dieses Konzepts weisen selbst darauf hin, dass die vorgeschlagene Methode sogar für kleine Netzpläne zum Aufbau eines riesigen Bayes'schen Netzes führt. Sie schlagen eine komplexere Variante des Bayes'schen Netzes vor, die Object-Oriented

Bayesian Network (OBN) [KP97]. Dabei können Aktivitäten als Basisstruktur eingeführt werden.

Die rechnerische Komplexität eines solchen Modells nimmt mit zunehmender Größe des Netzplans stark zu. Wenn das Modell visuell durch die Verwendung von OBN vereinfacht wird, ist die Beschleunigung der Inferenz aufgrund der unvollständigen Identität der Knoten nicht offensichtlich.

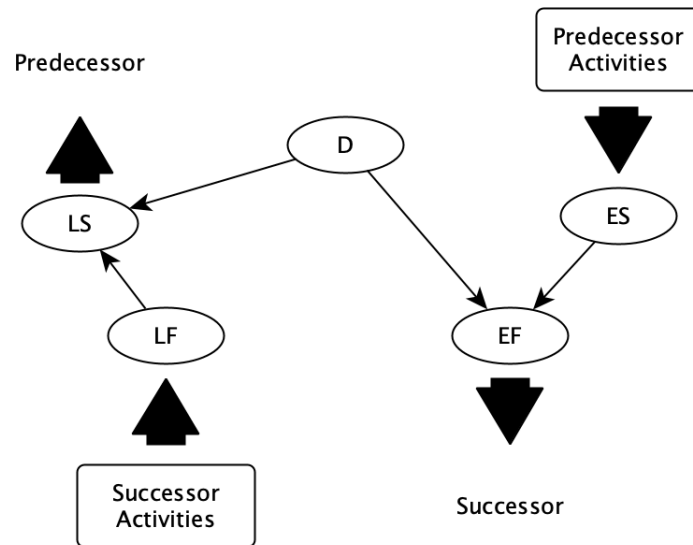


Abbildung 3.13 – Schema der Aktivität im Netzplan nach [KFN07]

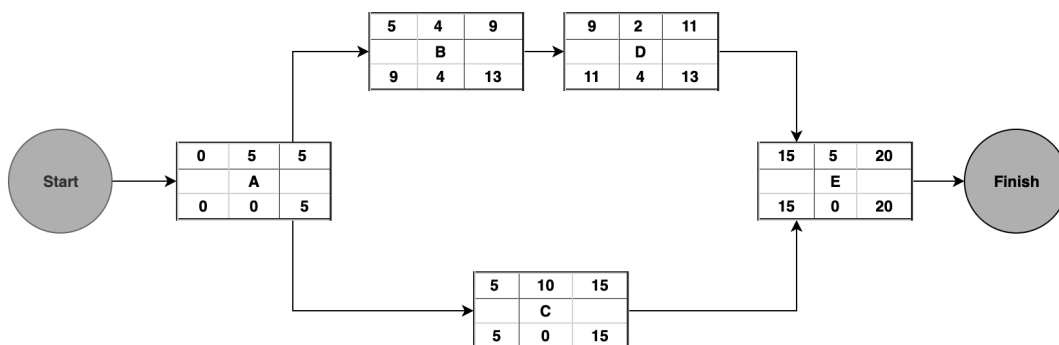


Abbildung 3.14 – Beispiel des Projektplans in Anlehnung an [KFN07]

Die vorgeschlagene Methode unterstützt nur nebenläufige Aufgaben und keine Alternativen (nicht obligatorische Pfade), die für die Projektplanung besonders von wissenschaftlichen Projekten auch berücksichtigt werden sollen.

Ein weiterer Nachteil des Modells ist die Modellierung von Ressourcen als Zufallsvariablen. Dies berücksichtigt nicht die Besonderheit der Entscheidungsfindung für die Zuteilung von Ressourcen.

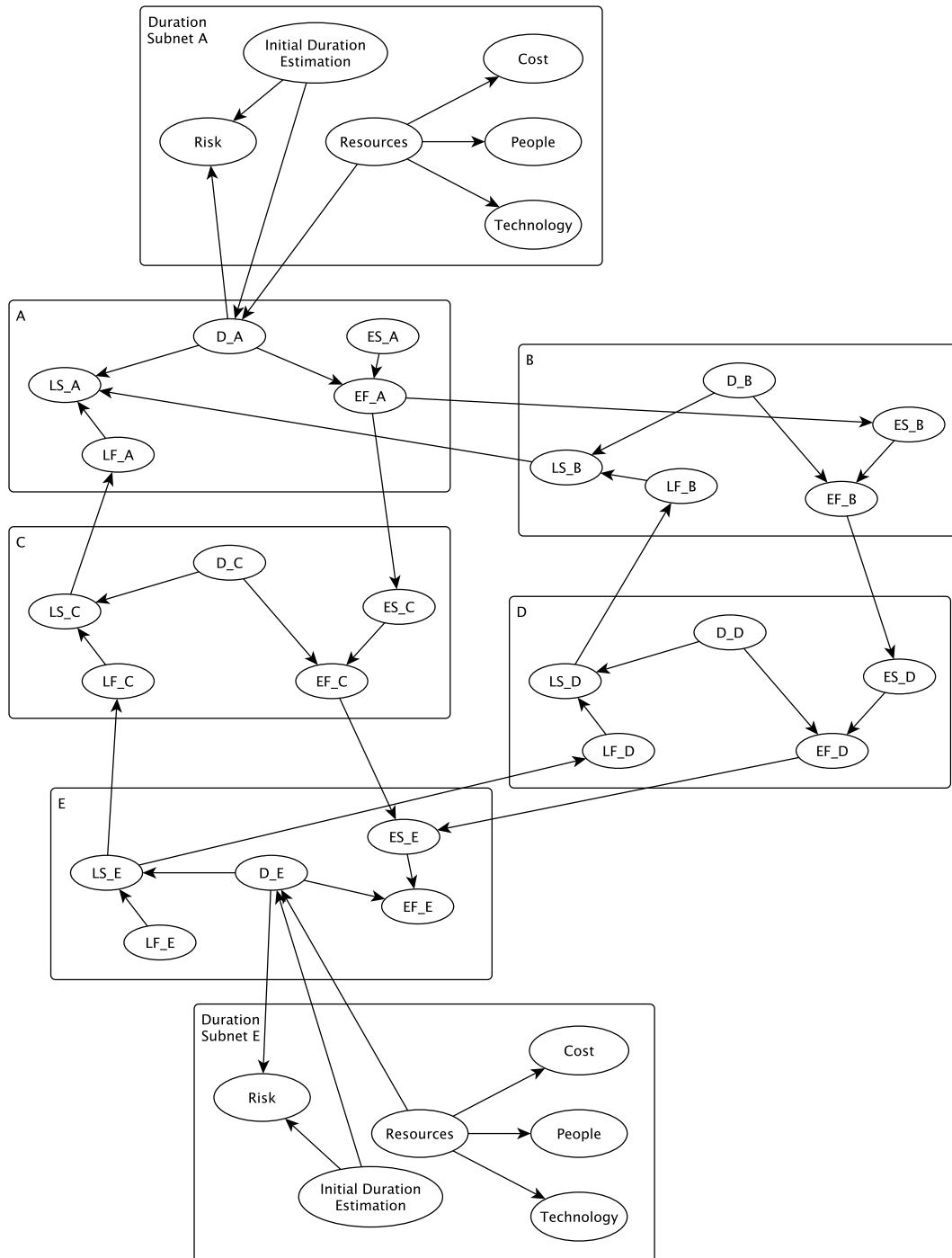


Abbildung 3.15 – Beispiel des Bayes'schen Netzes nach [KFN07]

Probabilistische Strategie für Management von temporären Beschränkungen

Das Scientific-Workflow-System ist eine spezielle Art von Workflow-Systemen zur Automatisierung ressourcenintensiver Aufgaben (z.B. Experimente, Modellierung). Im Gegensatz zu klassischen Systemen, bei denen die Aufgaben von einem Manager gestellt und von einem einzelnen Bearbeiter oder Software-Agenten (Skripte, Webservices) ausgeführt werden, ist in solchen Systemen der Aufgaben-Manager der wissenschaftliche Mitarbeiter selbst. Solche Aufgaben werden mithilfe von Programmen und Diensten oft auf einer Cluster-Architektur ausgeführt. Aufgrund der Mehrfachbenutzung der Ressourcen von mehreren Benutzern ist es nötig mit einem Ressourcenmanager des Clusters zu verhandeln. Dessen Hauptaufgabe besteht darin, zu entscheiden, wann welche Ressourcen einer bestimmten Aufgabe zugewiesen werden sollen. Hiervon hängt der Zeitpunkt der Ausführung ab. Da Aufgaben manchmal zeitliche Einschränkungen haben, z. B. eine Wettervorhersage, muss der Ressourcenmanager Strategien verwenden, um eine ungefähre Ausführungszeit zu ermitteln. Basierend darauf priorisiert er die Aufgaben.

Im Artikel [LNCY11] werden stochastische Petri-Netze als grafische Notation verwendet, die es erlauben, Wahrscheinlichkeiten für die Dauer der Aufgabe Transitionen zuzuordnen. Die Wahrscheinlichkeit der Dauer jeder Aufgabe wird (ohne Verlust der Allgemeinheit) durch eine normale Verteilung mit Erwartungswert μ und Varianz σ^2 modelliert.

Die Vorhersage der Prozessdauer basiert auf der Berechnung der statischen Eigenschaften einer gewichteten gemeinsamen Verteilung mithilfe der folgenden Formel:

Sei X_i eine von n gegebenen Zufallsvariablen (Aufgabendauer), die dem Normalverteilungsgesetz $X_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$ gehorchen, dann kann die gewichtete gemeinsame Verteilung dieser Werte von Z wie folgt berechnet werden:

$$Z = \Theta_1 X_1 + \Theta_2 X_2 + \dots + \Theta_n X_n = \sum_{i=1}^n \Theta_i X_i \sim \mathcal{N}\left(\sum_{i=1}^n \Theta_i \mu_i, \sum_{i=1}^n \Theta_i^2 \sigma_i^2\right) \quad (3.24)$$

Der Artikel betrachtet die vier häufigsten (nach Ansicht der Autoren der Arbeit) Muster:

▪ Sequenzblock

Dieses Muster (Abb. 3.16) wird durch die gewichtete gemeinsame Verteilung der in diesem Block enthaltenen probabilistischen Größen realisiert:

$$Z \sim \mathcal{N}\left(\sum_{i=1}^n \Theta_i \mu_i, \sum_{i=1}^n \Theta_i^2 \sigma_i^2\right) \quad (3.25)$$

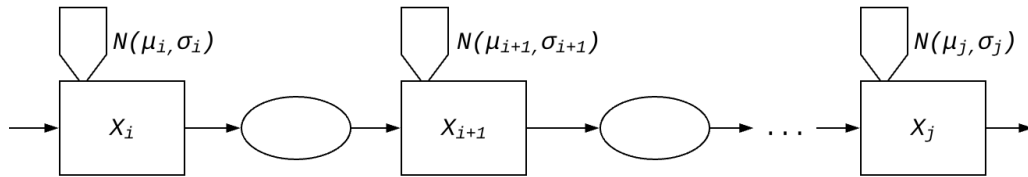


Abbildung 3.16 – Sequenzblock nach [LNCY11]

▪ Iterativblock (Zyklus)

Dieser Block ist vielleicht am schwierigsten zu implementieren. Basierend auf der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit des Ausstiegs aus einem solchen Block gleich γ ist, werden alle Aufgaben (Stellen und Transitionen des Petri-Netzes) in zwei Sätze P und Q unterteilt: Der Satz P umfasst die Aufgaben, die vor dem Verlassen des Blocks ausgeführt werden (mindestens einmal), in Q diejenigen, die den Prozess auf die vorherige Stufe “zurückbringen” (Abb. 3.17). Dann wird der Erwartungswert und die Varianz für den gesamten Block mit Hilfe der folgenden Formel berechnet:

$$\begin{aligned} Z &= \left(\frac{1}{\gamma} + 1\right) \sum_{i \in P} X_i + \frac{1}{\gamma} \sum_{j \in Q} X_j \sim \\ &\mathcal{N}\left(\left(\frac{1}{\gamma} + 1\right) \sum_{i \in P} \mu_i + \frac{1}{\gamma} \sum_{j \in Q} \mu_j, \left(\frac{1}{\gamma} + 1\right)^2 \sum_{i \in P} \sigma_i^2 + \left(\frac{1}{\gamma}\right)^2 \sum_{j \in Q} \sigma_j^2\right) \end{aligned} \quad (3.26)$$

Es ist erwähnenswert, dass die Menge Q leer sein kann. In diesem Fall wird die obige Formel reduziert.

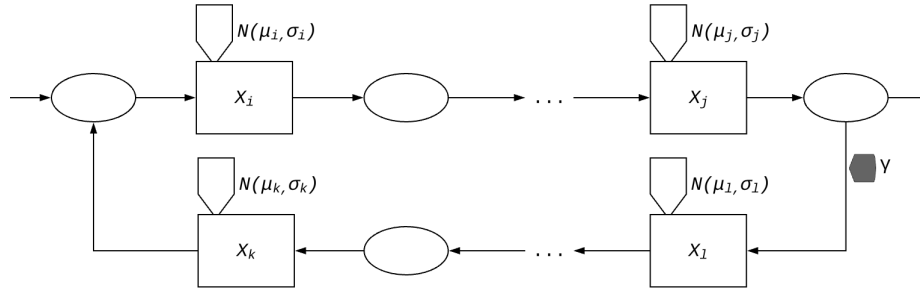


Abbildung 3.17 – Iterativblock nach [LNCY11]

■ Parallelblock (logische Verknüpfung “UND”)

Ein paralleler Block besteht aus mehreren Sequenzen von Aufgaben, die parallel ausgeführt werden können. Bei der Vorhersage der Gesamtdauer für einen solchen Block ist es im Allgemeinen notwendig, die maximale Verteilung mehrerer Wahrscheinlichkeitswerte zu berechnen (jede der Sequenzen). Ein solches Problem ist im allgemeinen Fall rechnerisch und algorithmisch komplex, daher wird in [LNCY11] eine Methode zur näherungsweisen Bestimmung der maximalen Sequenz vorgeschlagen. Für jede Sequenz werden ihr Erwartungswert und ihre Varianz berechnet und die statistischen Eigenschaften einer Sequenz mit großen μ als Merkmale des gesamten Blocks übernommen. Am Beispiel von zwei parallelen Aufgabenfolgen (Abb. 3.18) haben die Berechnungen die folgende Form:

$$Z = \begin{cases} \sum_{i \in P} X_i \sim \mathcal{N}(\sum_{i \in P} \mu_i, \sum_{i \in P} \sigma_i^2) & , \text{ wenn } \sum_{i \in P} \mu_i \geq \sum_{j \in Q} \mu_j \\ \sum_{j \in Q} X_j \sim \mathcal{N}(\sum_{j \in Q} \mu_j, \sum_{j \in Q} \sigma_j^2) & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (3.27)$$

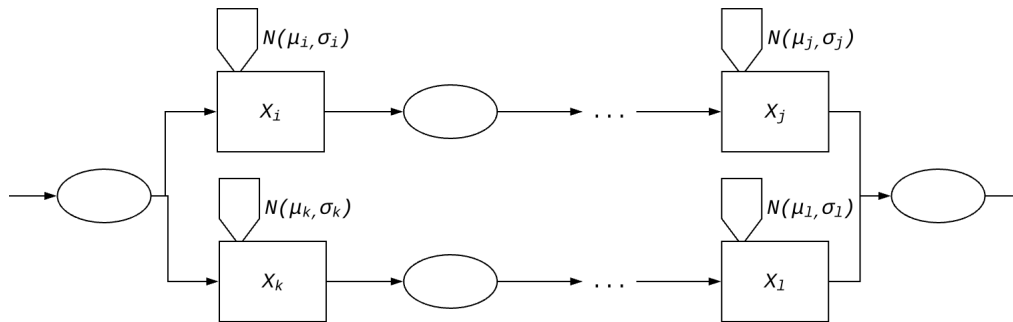


Abbildung 3.18 – Parallelblock nach [LNCY11]

■ Auswahlblock (logische Verknüpfung “OR”)

Dieser Block stellt die Situation dar, wenn nur eine von mehreren Maßnahmenfolgen ausgeführt werden soll. In [LNCY11] wird die Auswahl durch Einführung einer bestimmten Wahrscheinlichkeit β modelliert. Dementsprechend erfolgt die Auswahl einer anderen Sequenz mit Wahrscheinlichkeit $(1 - \beta)$, da die Berechnung am Beispiel einer Auswahl von zwei Alternativen durchgeführt wird. Es ist intuitiv klar, dass es nicht schwierig ist, dieses Beispiel auf eine beliebige Anzahl von Alternativen zu verallgemeinern. Im vorgeschlagenen Beispiel (Abb. 3.19) hat die Berechnung der Dauer eines solchen Blocks die folgende Form:

$$Z = \beta \sum_{i \in P} X_i + (1 - \beta) \sum_{j \in Q} X_j \sim \mathcal{N}(\beta \sum_{i \in P} \mu_i + (1 - \beta) \sum_{j \in Q} \mu_j, \beta^2 \sum_{i \in P} \sigma_i^2 + (1 - \beta)^2 \sum_{j \in Q} \sigma_j^2) \quad (3.28)$$

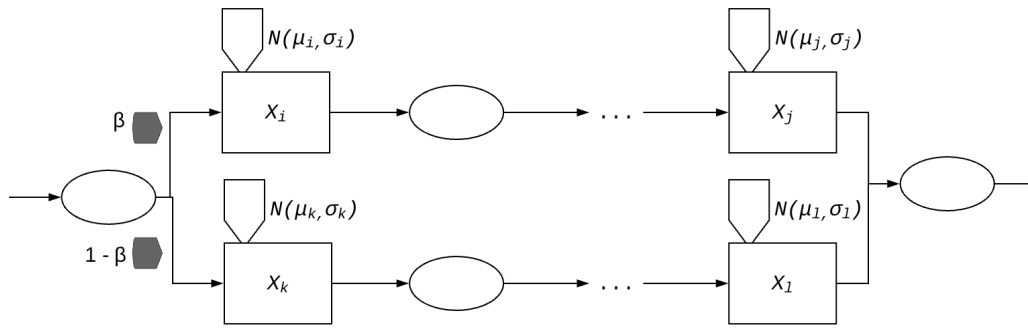


Abbildung 3.19 – Auswahlblock nach [LNCY11]

Unter Verwendung der obigen Formel und unter der Annahme, dass die Dauer der i -ten Aufgabe sich im Intervall $[\mu_i - 3 \cdot \sigma_i^2, \mu_i + 3 \cdot \sigma_i^2]$ befindet (99.7% für das Normalverteilungsgesetz), kann man die gesamten probabilistischen Eigenschaften für den Prozess, sowie die Wahrscheinlichkeit seiner Fertigstellung zu bestimmten Zeitpunkten berechnen.

Während der Prozessausführung werden die Wahrscheinlichkeiten für die Dauer der erledigten Aufgaben durch die tatsächlichen Werte ersetzt, sodass die Vorhersage verfeinert werden kann.

Dieser Ansatz ist eine interessante Berechnungsmethode, aber die Verwendung der Verteilungsmerkmale, aber nicht der Verteilungen selbst, führt zum Verlust wichtiger Informationen:

1. Informationen über die verwendeten Ressourcen sind bereits in die Wahrscheinlichkeitsverteilung für jede Aufgabe eingebettet. Für den Vergleich mit verschiedenen Ressourcensets müssen alle Merkmale des Prozesses neu berechnet werden.
2. Wenn die Dauer mehrerer Aufgaben durch Verteilungen aus verschiedenen Klassen modelliert werden, wird die Berechnung der gewichteten gemeinsamen Verteilung eine schwierige Aufgabe.
3. Auch in diesem Fall wird es schwierig, diese Gesamtverteilung zu interpretieren, da z.B. völlig unterschiedliche bivariate Verteilungen (Gesamtverteilung von zwei Zufallsvariablen) den gleichen Erwartungswert und die gleiche Varianz haben können (Abb. 3.20). Das klassische Beispiel ist das Anscombe-Quartett [MF17]. Mit der Analyse von Erwartungswerten und Varianzen kann man diese vier Verteilungen nicht unterscheiden.
4. Bei diesem Ansatz wird nur das wahrscheinlichste Ergebnis geschätzt. Mit ihrer Hilfe ist es unmöglich, die Frage "Wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Prozess zu einem bestimmten Zeitpunkt endet?" zu beantworten oder eine "Was-Wäre-Wenn"-Analyse durchzuführen.

Gleichzeitig werden durch die Nutzung der Bayes'schen Netze und den in dieser Arbeit vorgeschlagenen Ansatz alle diese Schwächen beseitigt. Für die Berechnung wird eine diskrete Approximation der Verteilungen (mit vorgegebenem Diskretisierungsintervall) verwendet und der Einfluss der Ressourcen auf die Dauer der Aufgabe mit Hilfe von separaten Netzknoten modelliert.

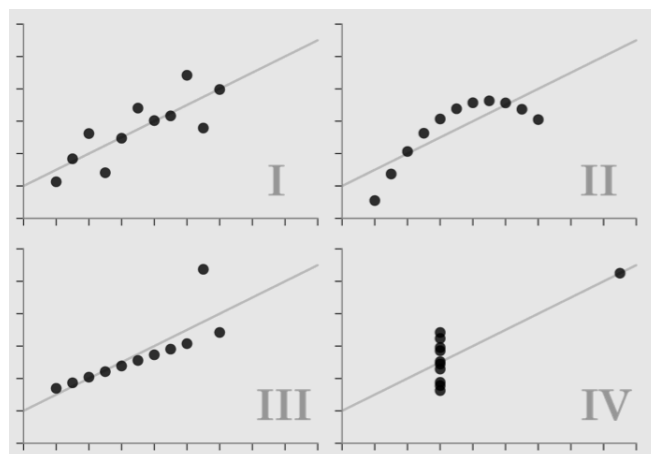


Abbildung 3.20 – Anscombe-Quartett aus [MF17]

Probability-Propagation-Nets

Im Zusammenhang mit der Betrachtung von Bayes'schen Netzen und Petri-Netzen ist das Probability-Propagation-Nets zu nennen, dessen Apparat von der Forschungsgruppe unter der Leitung des Professors Lautenbach an der Universität Koblenz-Landau entwickelt wurde [Lau10]. Es wurde vorgeschlagen, das Erfüllbarkeitsproblem von Horn-Formeln mithilfe von Petri-Netzen zu analysieren. In dieser Formulierung überführt sich die probabilistische Inferenz auf das Erreichbarkeitsproblem in Petri-Netzen. Mit der vorgeschlagenen Notation von (Low-Level) Probability Propagation Nets kann die Inferenz von Hornformeln modelliert und simuliert werden:

Sei α eine Horn-Formel sowie $\tau = \neg a_1 \vee \dots \vee \neg a_m \vee b$ eine Horn-Klausel von α mit $\neg A = \neg a_1, \dots, \neg a_m$, $B = b$; dann ist $PN_\alpha = (S_\alpha, T_\alpha, F_\alpha, P_\alpha, L_\alpha)$ ein (Low-Level) PPN für α genau dann, wenn gilt

1. $N_\alpha = (S_\alpha, T_\alpha, F_\alpha)$ ist eine *kanonische Netzdarstellung* von α ,
2. P_α ist eine Wahrscheinlichkeitsfunktion für α ,
3. L_α ist eine Kantenbeschriftungsfunktion (Abb. 3.21) für α , wobei für τ folgendes gilt:

$$L_\alpha(f) := \begin{cases} \langle P_\alpha(\tau) \rangle & \text{wenn } f = (\tau, b) \in F_\alpha \cap (T_\alpha \times S_\alpha) \\ & \text{und } \tau \in F(\alpha) \\ \langle \lambda \rangle & \text{wenn } f = (a, \tau) \in F_\alpha \cap (S_\alpha \times T_\alpha) \\ & \text{und } \tau \in R(\alpha) \cup G(\alpha) \\ \langle P_\alpha(\tau) \rangle \cdot \prod_{a \in \bullet T} L_\alpha(a, \tau) & \text{wenn } f = (\tau, b) \in F_\alpha \cap (T_\alpha \times S_\alpha) \\ & \text{und } \tau \in R(\alpha) \end{cases} \quad (3.29)$$

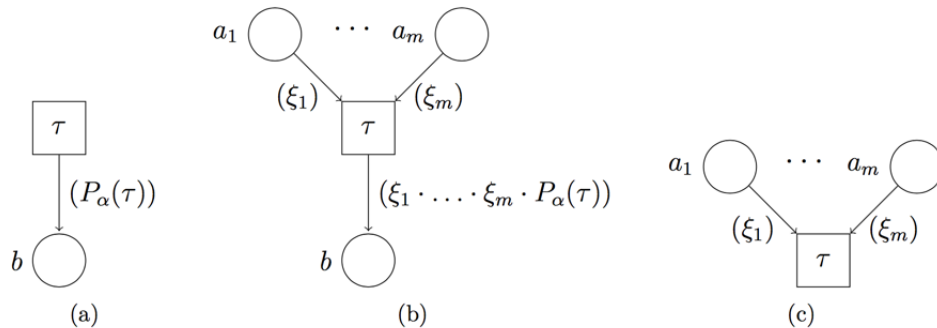


Abbildung 3.21 – Typen der Kantenbeschriftungsfunktion aus [Pin07]

Als eine Verallgemeinerung der Notation wurden dann die Higher-Level-Probability-Propagation-Nets vorgestellt [Pin07], die eine Faltung der PPN darstellen. Dies ermöglichte die Propagation von nicht skalaren Wahrscheinlichkeitswerten, die für die Modellierung von Wahrscheinlichkeits- und Evidenzpropagationsprozess in Bayes'schen Netzen notwendig ist.

Wie oben gezeigt wurde, ist die Horn-Formel eine Implikation (eine Reihe von Bedingungen und eine Konsequenz), die nicht ganz geeignet ist, um die Dauer von Projekten abzuschätzen. Da die Dauer jeder Aufgabe ein Resultat der Vorherigen ist und eine Voraussetzung für die folgenden Aufgaben, falls vorhanden. Bayes'sche Netze wiederum ermöglichen die Analyse und Auswirkung auf die Bewertung von Zwischenaufgaben. Dies ist eine wichtige Voraussetzung für die Abschätzung der Projektdauer. Der in grafischer Notation beschriebene Projektablauf (z.B. als Petri-Netze) kann jedoch als Grundlage für die Abschätzung der Projektdauer herangezogen werden.

Ein weiterer Nachteil der vorgeschlagenen Notation ist ihre komplexe grafische Darstellung, wie von den Autoren selbst bemerkt wurde [Pin07].

Emergent-Workflows

Emergent-Workflows ist ein Konzept für Planung, Leistungsmonitoring und Koordination in adaptiven Modellen. Sie wurde für das AIS-Projekt (Advanced Intranet Collaboration (norw.)), gefördert durch das norwegische Ministerium für Forschung) entwickelt [JC99].

Das Konzept enthält eine Modellierungssprache und eine Workflow-Engine, die die Logik des Prozesses unterstützt. Das weitere noch eine Software, genannt Workware, die dieses Konzept umsetzt. Dies besteht aus drei Einheitstypen:

1. Aktivität (*Work Item*), die atomare Einheit des gesamten Projektes repräsentiert. Eine Aktivität hat einen Eingabepunkt und einen Ausgabepunkt, die die Bedingungen oder Zuständen des Prozesses vorstellen. Das Bild der Aktivität zeigt auch die Ressourcen, die für die Durchführung dieser Aktivität notwendig sind (Abb. 3.22).



Abbildung 3.22 – Aktivität von Emergent Workflow aus [JC99]

2. Flussrelation, der die möglichen Durchführungsszenarien im Prozess zeigt. Der Fluss ist durch Kannten repräsentiert.
3. Entscheidungsverbindungen, die entweder alternativen Szenarien des Prozesses oder die parallel durchgeführten Aktivitäten zeigen. Das System unterstützt drei Typen von Verbindungen: AND, XOR und OR. Alle Verbindungen können entweder die Aufteilung (*Split*) oder Kombinierung (*Join*) repräsentieren (Abb. 3.23).

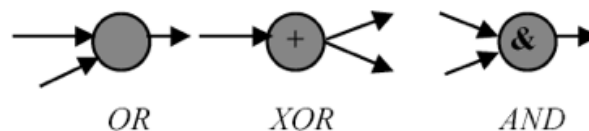


Abbildung 3.23 – Entscheidungsverbindungen aus [JC99]

Im Konzept wird nur eine Annäherung an das Prozessmodell erstellt, das weiter von Bearbeitern geändert werden kann. Die Workflow-Engine überprüft die Korrektheit des führenden Prozesses. Dafür wird ein Satz von deklarativen Regeln und die Überprüfung von erfüllten Bedingungen für jede Aktivität genutzt.

Workware ist eine Realisation dieser Technik [Car99]. Workware unterstützt die Änderungen während der Prozessdurchführung und die Überprüfung von Richtigkeit und Erfüllung von Bedingungen. Im Beispielprozess sind die erfüllten Bedingungen und gestartete Aktivitäten mit dicken Rahmen gezeigt (Abb. 3.24).

Die Autoren sagen, dass das vorgeschlagene Konzept für adaptive aber wiederholbare (die ein grobes Muster haben) Prozesse geeignet ist. Es gehört zu dezentralisierten Methoden, wobei jeder Bearbeiter über den Inhalt seiner Instanz des Prozesses selbst entscheidet. Die Technik überprüft die Richtigkeit eines Prozesses, aber bietet keine Möglichkeiten für die Planung noch für die Optimierung von Prozessen an.

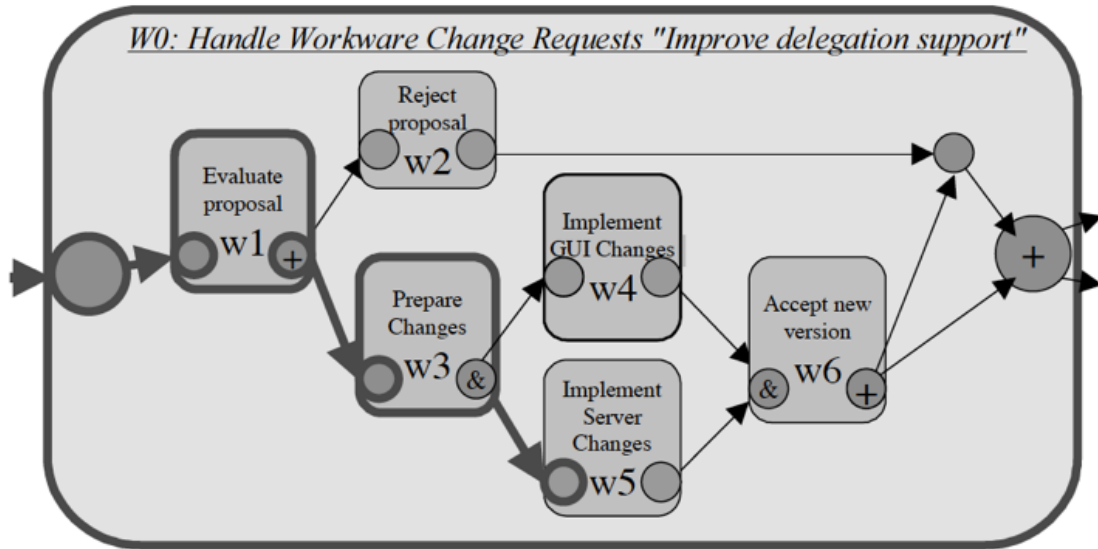


Abbildung 3.24 – Beispiel des Prozesses aus [JC99]

Declarative Workflows

Das Konzept von Declarative Workflows betrachtet die adaptiven Prozesse aus einer anderen Sicht [WM11]. Die Flussrelation soll auch Szenarien beschreiben, die nicht im Prozess erlaubt sind. Die Prozesseinheiten sind durch Aktivitäten repräsentiert. Dieses Konzept wird um vier weitere Typen von Kanten erweitert:

1. *Not co-existence*, die die Aktivität nach der Kante deaktiviert, wenn die Aktivität vor der Kante schon durchgeführt wird.
2. *Precedence*, die die Aktivität nach der Kante schaltfähig macht, aber die Durchführung ist nicht verpflichtend.
3. *Response*, die sequenzielle oder parallele Durchführung zeigt.
4. *Alternative response*, die alternativen Durchführungsszenarien repräsentiert.

Das Beispiel (Abb. 3.25) zeigt einen Prozess der Geldinvestition im Declare-System (Prototyp des Workflow-Systems für das Konzept) [WM11]. Man kann entweder in Wertpapieren (*Stocks*) oder in Anleihen (*Bonds*) investieren (*Money*). Wenn man nur ein niedriges Risiko (*Low Risk*) eingehen will, dann soll nur in Anleihen investiert (*response*) werden. Diese Aktion erlaubt aber keine Investition mit hohen Renditen

(*High Yield*) (*not co-existence*). Wenn man aber in Wertpapieren investiert, kann es potenziell zu hohen Renditen führen, dafür gibt es aber keine Garantie.

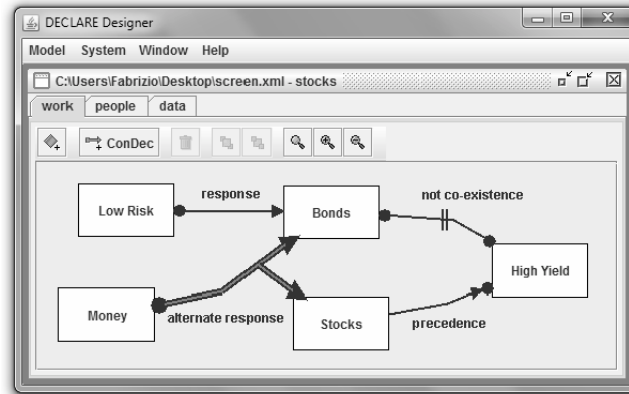


Abbildung 3.25 – Beispiel des Declare-Systems aus [WM11]

Die Declare-Software ermöglicht es, die Modelle in dieser Notation zu konstruieren und auch zu kontrollieren. Darüber hinaus beinhaltet es eine Schnittstelle für ProM-Software (Workflowanalyse-Tool) für komplexere Analyse und Simulationen.

Das Konzept bietet eine ausdrucksvolle Notation. Aber es ist nicht klar, wie die neuen Typen der Kanten sich von Inhibitorkante und beispielsweise OR-Split mit zusätzlicher Stelle im Petri-Netz unterscheidet.

3.4 Fazit

In diesem Kapitel wurden die Modelle zur Beschreibung der Unsicherheit in Schätzungen berücksichtigt. Das probabilistische Verfahren basiert auf dem Konzept der Wahrscheinlichkeit. Dies führt zu entsprechenden Einschränkungen, z.B. dass die Summe aller Schätzungen soll gleich eins werden.

Probabilistische graphische Modelle stellen Abhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen (Schätzungen) in der Form von Graphen dar. Das erste Modell dieses Typs, die Markov-Ketten, repräsentiert die Markov-Prozesse, wobei das Ergebnis einer Zufallsvariable nur vom Ergebnis ihres Vorfahrenen abhängt. Die Aufgabedauer in einem Projekt entspricht nicht der Markov-Eigenschaft.

Bayes'sche Netze modellieren eine breitere Klasse von kausalen Abhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen. Die Grundlagen dieses Konzepts, wie die Evidenz und die d-Separation, wurden anschließend berücksichtigt. Folgend wurden die Inferenzalgo-

rithmen von Bayes'schen Netzen beschrieben. Darauf basiert sich das Modell der Gesamtdauer des Projektes, das im folgenden Kapitel eingeführt wird.

Die Fuzzy-Logik beschreibt eine andere Art von Unsicherheit, die Ungenauigkeit. Schlussfolgerungen von Experten basieren oft auf ungenauen Regeln, z.B. "wenn Parameter A zu hoch ist, dann ...". Dieses Verfahren unterstützt solche Inferenzen für jede konkrete Beobachtung des Parameters. Drei oft verwendete Systeme der Fuzzy-Logik wurden berücksichtigt. Im Anschluss wurden Fuzzy-Inferenzsysteme beschrieben. Eine Klasse davon wird später mithilfe von Bayes'schen Netzen modelliert. Das originale Konzept der Fuzzy-Logik liefert keine Ergebnisse für Inferenz ohne konkrete Beobachtung. Eine Methode, um das Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Mengen zu berechnen, wurde beschrieben. Damit kann ein Fuzzy-Inferenzsystem auch in allgemeinem Fall mit Bayes'schen Netzen modelliert werden.

Danach wurden die bestehenden Ansätze und Notationen für die Prozessmodellierung unter Unsicherheit im Projektmanagement untersucht. Bis jetzt gibt es keine Methode, die die Entscheidungsfindung in der Projektplanung ausreichend unterstützen kann.

Die originale Methode des kritischen Pfads berücksichtigt keine Unsicherheit, die in Projekten immer vorhanden ist. Die Methoden, die nur auf statistischen Eigenschaften basieren, z.B. PERT und Probabilistic Strategy for Temporal Constraint Management (PSTCM), speichern keine Information über die Zeitverteilung und können nur im Fall von vordefinierten Wahrscheinlichkeitsverteilungen angewendet werden. Weitere Entwicklungen, z.B. GERT oder Probability Propagation Nets, basieren auf Simulationen und unterstützen keine "Was-Wäre-Wenn"-Analyse.

BCPM ist sehr ressourcenintensiv. Die Modellierung von den in Projekten verwendeten Ressourcen mit Wahrscheinlichkeitsverteilungen berücksichtigt nicht die Faktoren, die der Wahl von Ressourcen im Projekt beeinflussen.

Die Notationen für adaptive Workflow-Systemen, wie Declarative Workflow und Emergent Workflow sind nicht informativ. Dies bedeutet, dass es aufgrund der Komplexität und der Flexibilität nicht möglich ist, die Dauer des Projektes zu bewerten oder sogar die Faktoren hervorzuheben, die sie beeinflussen.

Kapitel 4

Projektplanung mit Bayes'schen Netzen

Man soll die Dinge so einfach machen wie möglich - aber nicht einfacher.

Albert Einstein

Beiträge von Bearbeitern können in zwei Gruppen von Tätigkeitsarten unterschieden werden: Managementtätigkeit und Anwendungstätigkeit. Die der ersten Gruppe zugeordneten Bearbeiter sind an der Überwachung und Unterstützung von organisatorischen Prozessen wie Teilprojekt- und Aufgabenplanung, Ressourcen- und Budgetverteilung beteiligt. Bearbeiter der zweiten Gruppe sind für die tatsächliche Ausführung von (Teil-) Projektaufgaben verantwortlich und treffen in einigen Fällen operative Entscheidungen im Zusammenhang mit der durchgeführten Aufgabe. Diese Rollentrennung wird in diesem Kapitel näher erläutert.

Ein Plan wird in der Regel am Anfang des Projektes nur grob definiert, bevor eine Ausführungsphase beginnt. In Forschungs- und Entwicklungsprojekten ist es schwierig, den exakten Prozessablauf zu bestimmen und sogar noch schwieriger, diesem zu folgen. Während der Durchführung entsteht begleitend ein genaueres Modell des Prozesses und kann durch Ausnahmebehandlungen erweitert werden (im Fall, dass Ausnahmen auftreten). Diese Planung basiert auf Erwartungen und Einschätzungen eines Projektleiters über die Aufgabendauer und die erforderlichen Ressourcen. In diesem Kapitel wird der Prozess des Aufbaus eines Projektmodells auf der Basis von Bayes'schen Netzen unter Verwendung dieser Informationen behandelt.

Es werden Regeln für die Konstruktion von Bayes'schen Netzen aufgrund eines Prozessmodells eingeführt. Damit ist es möglich die oft verwandten Workflowmuster in

Bayes'schen Netzen darzustellen. Anschließend werden Wahrscheinlichkeitsverteilungen für die Modellierung von Aufgabedauer, die im Modell als Zufallsvariable verwendet werden, berücksichtigt und bewertet. Die PERT-Verteilung, eine spezielle Art der Beta-Verteilung, wird hierfür gewählt, weil sie alle notwendigen Eigenschaften hat.

Das originale Konzept von Bayes'schen Netzen ist nur für diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilungen geeignet. Deshalb sollen kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsverteilungen diskretisiert werden. Weiterhin werden vier Algorithmen für die Diskretisierung von kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen beschrieben sowie ihre Diskretisierungsfehler werden diskutiert. Eine davon basiert auf der Gauß-Jacobi-Quadratur und diskretisiert PERT-Verteilung mit Erhaltung des ersten Moments (Erwartungswertes). Weitere Fehlerquelle der Anwendung von Bayes'schen Netzen werden auch besprochen.

Am Ende des Kapitels wird der gesamte Prozess des Aufbaus von Bayes'schen Netzen anhand eines Beispielprojektes dargestellt.

4.1 Prozessmodellierung in kooperativen Forschungsprojekten

Im Kapitel 2 wurden verschiedene Modelle von Projektorganisationsstrukturen beschrieben. In diesem Abschnitt wird die Projektstruktur von einem anderen Blickpunkt betrachtet. Bearbeiter haben verschiedene Rollen in einem Projekt. Ein Modell der Rollentrennung in Forschungs- und Entwicklungsprojekten mit integriertem System für Projektplanung und -steuerung wurde von Autor dieser Dissertation vorgestellt [GFF16]. Das vorgeschlagene Modell sieht wie folgt aus (Abb. 4.1). Als Nächstes werden Benutzerrollen und Systemteile beschrieben.

Manager (Prozessverantwortlicher). Ein Manager ist der Hauptakteur im Modell. Der Akteur ist verantwortlich für die Festlegung des wissenschaftlichen Projektziels, die Festlegung des ersten Projektzeitplans und des Budgets. Der Manager genehmigt auch wichtige Entscheidungen wie den gesamten Projektzeitplan oder Änderungen der Hauptziele.

Designer (Prozessfeinplanung). Die Hauptaufgabe des Designers besteht darin, eine Reihe von Aufgaben, Meilensteinen und Abhängigkeiten zwischen ihnen festzulegen, die erforderlich sind, um das primäre Projektziel zu erreichen. Der Projektplan sollte von einem Manager genehmigt werden und sich dann als Anleitung zur Projekt-

durchführung präsentieren. Wenn größere Änderungen im Projekt eintreten, kann der Designer beauftragt werden, den Projektplan zu überprüfen.

Forschungsgruppenleiter. Diese Rolle repräsentiert den "mittleren Manager" des Projekts. Ihre Aufgabe ist es, Aufgaben auf wissenschaftliche Gruppen zu verteilen, die Einhaltung des Zeitplans zu überwachen, die bereitgestellten Ressourcen im Projekt zu verwalten und operative Entscheidungen zu treffen (z.B. Aufnahme neuer zusätzlicher Teilziele und Festlegung ihrer Prioritäten).

Ressourcenmanager. Die Rolle des Ressourcenmanagers ist optional (in dem Sinne, dass sie automatisiert werden kann) und kann mit mehreren Projekten verknüpft werden. Seine Hauptaufgaben sind: Koordination der Nutzungspläne für materielle Ressourcen (z.B. experimentelle Einrichtungen) und menschliche Ressourcen (wissenschaftliche Gruppen und/oder einzelne Wissenschaftler) zwischen mehreren Projekten.

Forschungsgruppe. Diese Rolle ist eine Hauptarbeitseinheit des Projekts. Wissenschaftliche Gruppen berichten dem System über die geleistete Arbeit, sodass diese Daten ein Betriebsprotokoll bilden, das für die weitere Analyse benötigt wird. Die Benutzer dieser Gruppe entscheiden selbst über die Reihenfolge, in der die Aufgaben gelöst werden, die Notwendigkeit der vordefinierten, nicht obligatorischen Aufgabendurchführung und das Hinzufügen neuer Aufgaben (diese Möglichkeit kann durch eine auf das Projekt abgestimmte Richtlinie ausgeschlossen werden).

Process-Discovery-Subsystem. Nach dem Erhalten des Operationsprotokolls ist es notwendig, ein entsprechendes Prozessmodell zu erstellen. Bis zum Ende des Forschungsprojekts ist dieses Modell nicht solide, es definiert nur den Teil des Prozesses. Der Kontrollfluss für zukünftige Aktivitäten kann nicht genau vorhergesagt werden, außerdem können zukünftige Aktivitäten selbst unbekannt werden. Das System kann den Rest des Prozesses übernehmen.

Prozessdatenlager. Einige Prozesse oder deren Teile können zu den gleichen Ergebnissen führen und ähnliche Wiederholungsmuster erzeugen. Aus diesem Grund lohnt es sich, erfolgreiche Prozesse zu sichern, auch die Prozesse, die mit einem Fehler endeten, und zwar sowohl für die Analyse als auch für die Vermeidung solcher Situationen in der Zukunft. Das entsprechende Systemmodul liefert einen Bericht an den Hauptprüfer.

Modellierungs- und Simulationsteilsystem. Obwohl die Zukunft eines nicht durchgeführten Projekts unbekannt und schwer vorherzusagen ist, ist es möglich, Experten-

schätzungen und deren Wahrscheinlichkeiten zu nutzen, um verschiedene Szenarien zu vergleichen und die Projektabwicklung zu steuern. Algorithmen dafür werden in dieser Dissertation näher betrachtet.

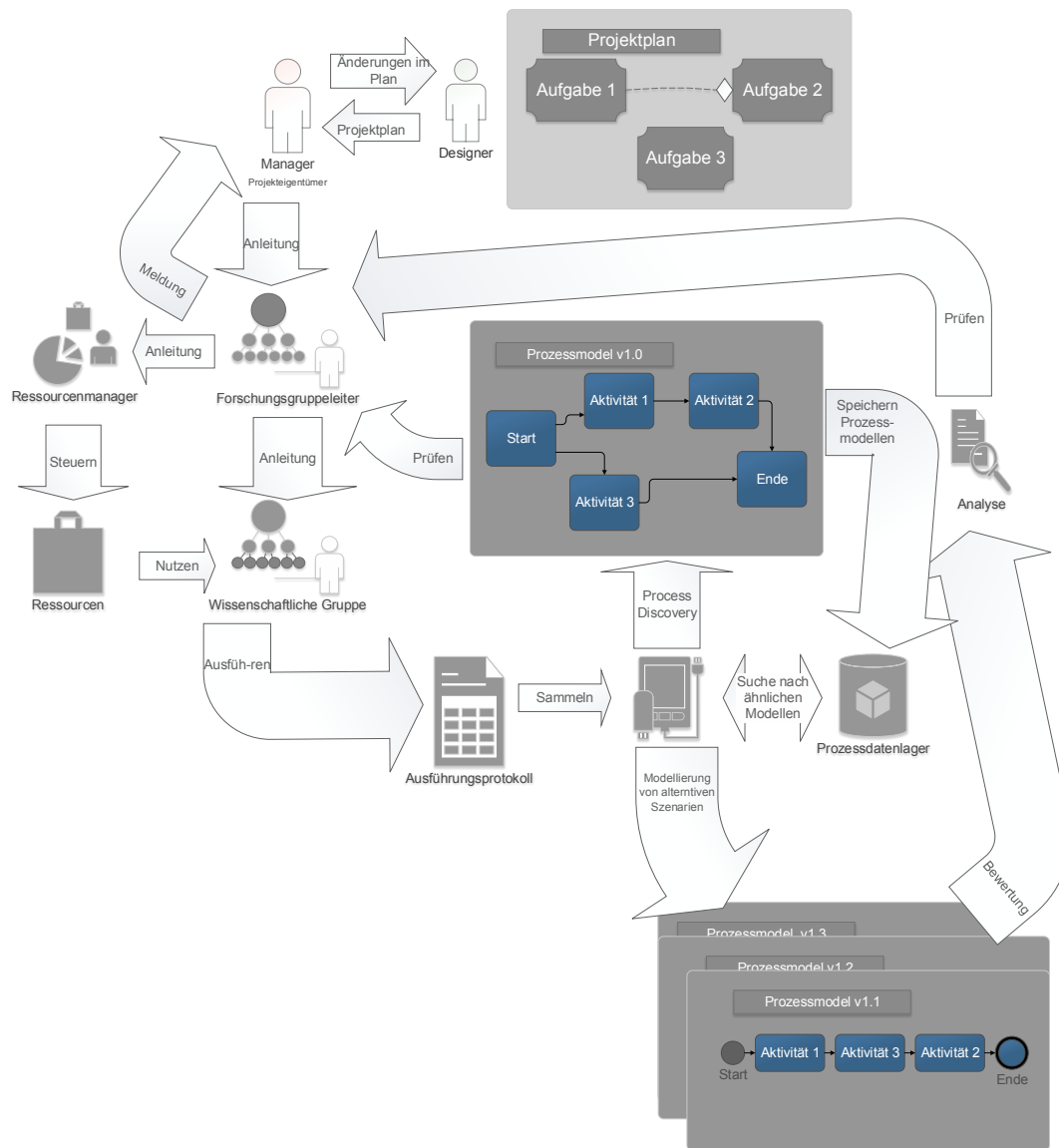


Abbildung 4.1 – Modell der Zusammenarbeit im Forschungsprojekt nach [GFF16]

Als Modellierungseinheiten im System werden Aufgaben betrachtet. Eine Aufgabe ist eine einzelne Arbeitseinheit, eine Aktion, die in einem Projekt durchzuführen ist, ein einzelner Schritt in einem mehrstufigen Projekt. Eine Aufgabe wird innerhalb einer be-

stimmten Zeit (Aufgabedauer) erledigt und muss zur Erreichung der arbeitsbezogenen Ziele beitragen [Pro04].

Viele Projektmanagement-Konzepte betrachten eine Aufgabe als atomare Einheit des Projekt-Workflows. Aber eine Aufgabe kann zu groß werden, um sie zu schätzen, deshalb sollte sie weiter in Teilaufgaben unterteilt werden. Es gibt verschiedene Empfehlungen, z.B. empfiehlt das SCRUM-Projektmanagementkonzept, Aufgaben zu verwenden, die weniger als drei Arbeitstage betragen. Die Algorithmen, die in dieser Arbeit vorgeschlagen werden, haben keine solchen Einschränkungen, aber detailliertere Modelle liefern genauere Ergebnisse, weil kausale und zeitliche Abhängigkeiten zwischen den Aufgaben berücksichtigt und explizit verwaltet wurden. Weitere Bayes'sche Netze werden eingesetzt, um Vorhersagen und Einschätzungen für zukünftige Aktivitäten zusammenzufassen.

4.2 Konstruktion eines Bayes'schen Netzes auf Basis der Workflow-Pattern

Die Aufgabedauer hängt von vielen verschiedenen Faktoren mit teilweise unbekannten Werten ab. Dafür soll das Prozessmodell für die Verwendung von Wahrscheinlichkeiten erweitert werden. Die Wahrscheinlichkeit soll hier nicht als relative Häufigkeit interpretiert werden, sondern als Grad der persönlichen Überzeugung des (Teil)Projektmanagers (auf Basis der Bayes Theorie). Bayes'schen Netze ermöglichen es, Entscheidungsvarianten in der Struktur des Prozesses zum Schätzen auszuwählen, sowie ein zeitliches Verhalten mit einer multivariaten Wahrscheinlichkeitsverteilung zu berücksichtigen. Damit kann ein Teilprojektmanager die Entscheidungen treffen.

Prozessmodelle (z.B. YAWL) und probabilistische graphische Modelle, wie Bayes'sche Netze, betrachten einen Prozess aus verschiedenen Blickwinkeln. Die Ersten berücksichtigen einen Fluss einiger Instanzen (z.B. Material oder Daten) in einem Prozess. Die Zweiten modellieren eine Argumentation über die Prozesseigenschaften bei jedem Prozessschritt. Dieser Unterschied führt zu Schwierigkeiten bei der Abbildung von Modellen eines Typs in einen anderen. In diesem Abschnitt wird die Übereinstimmung zwischen primitiven Konstruktionen im Modell beider Typen behandelt.

Wie bereits in Abschnitt 2.6.3 erwähnt, gibt es in YAWL vier Mustergruppen. In dieser Arbeit werden nur vier Grundmuster betrachtet:

- Sequenz,
- AND-Join,
- XOR-Join,
- OR-Join.

Diese Muster treten oft in Projektprozessen auf. Split-Muster unterscheiden sich nicht von Sequenzen in Bayes'schen Netzen, da ihre Einflüsse auf die Prozessdauer unabhängig sind, es sei denn, diese Zweige werden aufgeteilt.

4.2.1 Sequenz

Die Sequenz ist wahrscheinlich das "grundlegendste Muster" in Prozessmodellen. Es zeigt, dass eine Aufgabe B von einer Aufgabe A abhängt. Diese Abhängigkeit kann von unterschiedlicher Art werden. Es kann Zeitabhängigkeit modellieren: Die Aufgabe B kann erst nach Beendigung der Aufgabe A gestartet werden. Oder es kann möglicherweise bedeuten, dass B ein Ergebnis der Aufgabe A (etwas Material oder Daten) verwendet. In YAWL-Notation kann das Sequenzmuster grafisch als zwei Rechtecke (Tasks) dargestellt werden, die mit einem gerichteten Pfeil verbunden sind, die eine Ordnung zeigt (Abb. 4.2).

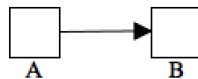


Abbildung 4.2 – Sequenz in YAWL-Notation

Im Bayes'schen Netz wird das Sequenzmuster für eine Prozessdauer anders modelliert, da die Dauer der Aufgabe B nicht direkt von der Dauer der Aufgabe A abhängt. Das Ende der Aufgabe ist jedoch zeitabhängig vom Ende der Aufgabe A. Es kann möglicherweise mit Hilfe von drei Netzknoten modelliert werden: einer pro Dauer der beiden Aufgaben und einer für ihre Zeitabhängigkeit (Abb. 4.3). Wenn die folgenden zwei Vektoren der Größen n und m jeweils CPT für die Dauerabschätzung beider Aufgaben darstellen, wobei Opt_X für eine minimal mögliche Dauer der Aufgabe X steht, Pes_X für eine maximal mögliche Dauer der Aufgabe B steht, Δ eine Diskretisierungseinheit darstellt und p_X^i eine Wahrscheinlichkeit ist, dass Aufgabe X i Diskretisierungseinheiten länger als minimal mögliche Dauer benötigt:

Opt_A	$Opt_A + \Delta$	\dots	$Pes_A - \Delta$	Pes_A
p_A^1	p_A^2	\dots	p_A^{n-1}	p_A^n
Opt_B	$Opt_B + \Delta$	\dots	$Pes_B - \Delta$	Pes_B
p_B^1	p_B^2	\dots	p_B^{m-1}	p_B^m

Dann wird eine CPT für das Ende der Aufgabe B (Knoten "AB") ein dreidimensionaler Tensor der Größe $n \times m \times n + m$ mit Eins, wenn ein Index der dritten Dimension gleich der Summe der Indizes der anderen zwei Dimensionen ist, ansonsten gleich Null. Dieser Tensor kann mit der folgenden Tabelle grafisch dargestellt werden:

Wie komplex und unklar diese Darstellung auch aussieht, die berechnete Schätzung (Produkt aus zwei Vektoren und Tensor) kann marginalisiert werden, d.h. die dritte Dimension kann zusammengefasst werden. Die resultierende Wahrscheinlichkeit kann mit der folgenden Matrix grafisch dargestellt werden, wobei jede Zelle die Wahrscheinlichkeit zeigt, dass die Sequenz eine Dauer hat, die der Summe der Schätzungen für die Aufgaben A und B entspricht:

	Opt_A	$Opt_A + \Delta$	\dots	$Pes_A - \Delta$	Pes_A
Opt_B	$p_A^1 \times p_B^1$	$p_A^2 \times p_B^1$	\dots	$p_A^{n-1} \times p_B^1$	$p_A^n \times p_B^1$
$Opt_B + \Delta$	$p_A^1 \times p_B^2$	$p_A^2 \times p_B^2$	\dots	$p_A^{n-1} \times p_B^2$	$p_A^n \times p_B^2$
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
$Pes_B - \Delta$	$p_A^1 \times p_B^{m-1}$	$p_A^2 \times p_B^{m-1}$	\dots	$p_A^{n-1} \times p_B^{m-1}$	$p_A^n \times p_B^{m-1}$
Pes_B	$p_A^1 \times p_B^m$	$p_A^2 \times p_B^m$	\dots	$p_A^{n-1} \times p_B^m$	$p_A^n \times p_B^m$

A	B	$Opt_A + Opt_B$	$Opt_A + Opt_B + \Delta$	$Opt_A + Opt_B + 2 \times \Delta$	\dots	$Pes_A + Pes_B - 2 \times \Delta$	$Pes_A + Pes_B - \Delta$	$Pes_A + Pes_B$
Opt_A	Opt_B	1	0	0	\dots	0	0	0
Opt_A	$Opt_B + \Delta$	0	1	0	\dots	0	0	0
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
$Opt_A + \Delta$	Opt_B	0	1	0	\dots	0	0	0
$Opt_A + \Delta$	$Opt_B + \Delta$	0	0	1	\dots	0	0	0
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
$Pes_A - \Delta$	$Pes_B - \Delta$	0	0	0	\dots	1	0	0
$Pes_A - \Delta$	Pes_B	0	0	0	\dots	0	1	0
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
Pes_A	$Pes_B - \Delta$	0	0	0	\dots	0	1	0
Pes_A	Pes_B	0	0	0	\dots	0	0	1

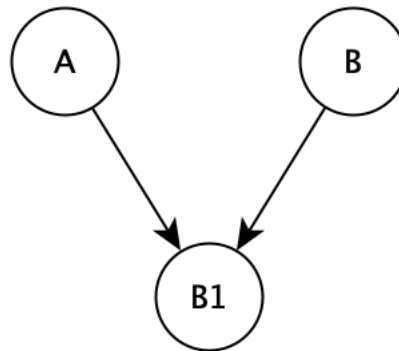


Abbildung 4.3 – Sequenz im Bayes'schen Netz

Um eine Transformation dieses Modellierungsmusters zu veranschaulichen, wird das folgende Beispiel berücksichtigt. Sei A eine Aufgabe, die zwei bis vier Tagen dauern kann und mit folgender CPT dargestellt werden kann:

2 Tage	3 Tage	4 Tage
0.2	0.5	0.3

Sei B eine Aufgabe, die 3 bis 6 Tage dauern kann:

3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage
0.1	0.3	0.4	0.2

Dann wird das Ende beider Aufgaben (Knoten "B1" in 4.3) mit folgender CPT, die bereit marginalisiert ist, dargestellt:

5 Tage	6 Tage	7 Tage	8 Tage	9 Tage	10 Tage
0.02	0.11	0.26	0.33	0.22	0.06

4.2.2 AND-Join

Das AND-Join-Muster wird im Prozessmodell verwendet, um mehrere Zweige in einem zu synchronisieren. Das bedeutet, dass eine nach ihm folgende Aufgabe zuerst gestartet werden kann, nachdem alle vorhergehenden Aufgaben beendet sind. In YAWL-Notation wird es durch ein Rechteck dargestellt, das auf der linken Seite ein rechtwinkliges Dreieck hat. Mehrere Pfeile von Vorfahren enden am unteren Ende des Dreiecks (Abb. 4.4).

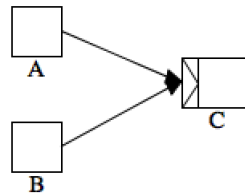


Abbildung 4.4 – AND-Join in YAWL-Notation

In der Regel wird ein AND-Split-Muster vorangestellt, das gleichzeitig mehrere Folgeaufgaben nach einem gemeinsamen Vorgänger startet. Dieses Muster wird in der YAWL-Notation als Rechteck mit einem links abgewinkelten Dreieck bezeichnet. Mehrere Pfeile gehen vom unteren Dreieck zu den Aufgaben-Nachfolgern (Abb. 4.5).

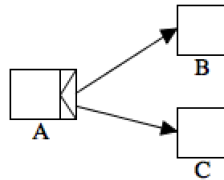


Abbildung 4.5 – AND-Split in YAWL-Notation

Um AND-Join-Muster im Bayes'schen Netz zu modellieren, sollte ein zusätzlicher Knoten "A&B" zwischen den Aufgaben A, B und C eingefügt werden (Abb. 4.6). Dieser Knoten stellt die CPT für die längste Dauer der Aufgaben A und B dar.

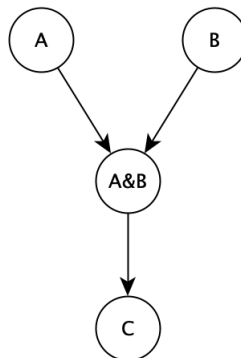


Abbildung 4.6 – AND-Join im Bayes'schen Netz

Eine CPT für die längste Dauer der Aufgaben A und B (Knoten "A&B") wird auch ein dreidimensionaler Tensor der Größe $n \times m \times \max(Pes_A, Pes_B) - \max(Opt_A, Opt_B)$, wobei $\max(Pes_A, Pes_B)$ für die größte pessimistische Schätzung für die Dauer der

Aufgaben A und B steht. Der Wert im Tensor ist gleich eins, wenn ein Index der dritten Dimension gleich dem größten der anderen zweidimensionalen Indizes ist, sonst ist der Wert gleich Null. Die folgende Tabelle zeigt eine zweidimensionale Faltung dieses Tensors in der Annahme, dass sowohl optimistische als auch pessimistische Schätzungen der Dauer der Aufgabe A viel größer sind als die für die Aufgabe B:

A	B	$\max(\text{Opt}_A, \text{Opt}_B)$	$\max(\text{Opt}_A, \text{Opt}_B) + \Delta$...	$\max(\text{Pes}_A, \text{Pes}_B) - \Delta$	$\max(\text{Pes}_A, \text{Pes}_B)$
Opt_A	Opt_B	1	0	...	0	0
Opt_A	$\text{Opt}_B + \Delta$	1	0	...	0	0
...
$\text{Opt}_A + \Delta$	Opt_B	0	1	...	0	0
$\text{Opt}_A + \Delta$	$\text{Opt}_B + \Delta$	0	1	...	0	0
...
$\text{Pes}_A - \Delta$	Pes_B	0	0	...	1	0
$\text{Pes}_A - \Delta$	Pes_B	0	0	...	1	0
...
Pes_A	$\text{Pes}_B - \Delta$	0	0	...	0	1
Pes_A	Pes_B	0	0	...	0	1

Wenn es mehr als zwei vorhergehende Aufgaben (Netzknoten) gibt, dann ist die Dimension des Verbindungstensors gleich der Anzahl von ihnen plus einer. Um in diesem Fall eine aufwendige Modellierung zu vermeiden, können die Assoziativitäts- und Kommutativitätseigenschaften des AND-Operators verwendet werden: $A \cup B \cup C = (A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C) = B \cup (A \cup C)$. Dann ist es möglich, solche Fälle wie eine Folge von "binären" AND-Joins zu modellieren. Abb. 4.7 veranschaulicht eine UND-Verknüpfung von drei Aufgaben, weitere Kombinationen können mit größerer Sequenz erreicht werden.

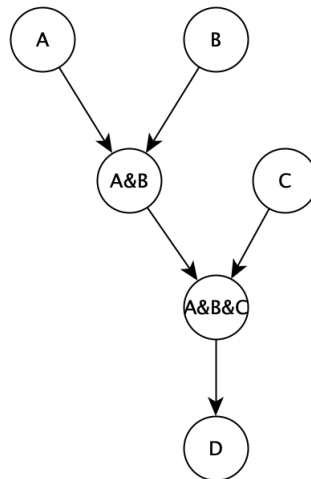


Abbildung 4.7 – AND-Join von mehreren Aufgaben im Bayes'schen Netz

Wenn die Dauer der Aufgaben A und B sind mit oben genannten Tabellen dargestellt (Siehe S.73), dann wird die folgende CPT das AND-Join von diesen Aufgaben repräsentieren:

3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage
0.07	0.33	0.4	0.2

4.2.3 XOR-Join

In der YAWL-Notation stellt das XOR-Join-Muster eine Situation dar, in der zwei Zweige, die ausschließlich alternativ zueinander sind (nur einer kann aktiv werden), zusammengeführt werden sollen. Es ist als Rechteck dargestellt, das auf seiner linken Seite ein links abgewinkeltes Dreieck hat. Mehrere Pfeile von Vorgängern enden oben im Dreieck (Abb. 4.8).

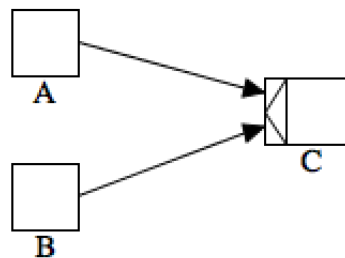


Abbildung 4.8 – XOR-Join in YAWL-Notation

In gut strukturierten YAWL-Netzen sollte dieses Muster einem XOR-Split-Muster folgen, das einen von alternativen Zweigen startet. Dieses Muster wird im Netz als Rechteck dargestellt, das auf der rechten Seite ein rechtwinkliges Dreieck hat. Mehrere Pfeile zu aufeinanderfolgenden Aufgaben beginnen oben im Dreieck (Abb. 4.9).

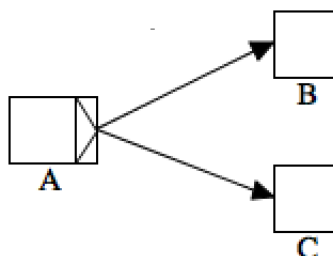


Abbildung 4.9 – XOR-Split in YAWL-Notation

Die Modellierung der Gruppe von OR-Operatoren (XOR und OR) in Bayes'schen Netzen wurde immer als komplexe Aufgabe betrachtet [KFN07]. Erstens liefern die Operatoren selbst bei Anwendung auf unabhängige Variablen nicht eine einzige Wahrscheinlichkeit, sondern ein Wahrscheinlichkeitsintervall [Tul07]. Zweitens modellieren Bayes'sche Netze den Datenfluss statt des Kontrollflusses in Prozessmodellen. Deshalb propagieren Knoten in einem Bayes'schen Netz in jedem Fall die Information weiter, Obwohl es eine exklusive Auswahl ihrer Kindknoten geplant wurde.

Ein interessanter Ansatz wurde von Herrn Janke in seiner Masterarbeit [Jan17] unter Betreuung des Autors dieser Arbeit entwickelt.

In diesem Konzept gibt es immer ein Knoten, der den XOR-Split modelliert, seine CPT modelliert die Auswahl von Knoten im XOR-Muster. Mit Einführung eines Zustandes \perp (Fehlen der Variable) zu jeder vorhergehenden Aufgabe wurde die Semantik der Bayes'schen Netzen mit gewünschter Funktionsweise erweitert.

Das resultierende Bayes'sche Netz sieht so aus (Abb. 4.10)

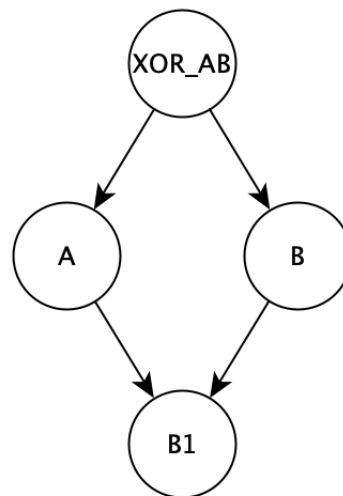


Abbildung 4.10 – XOR-Join im Bayes'schen Netz. Version 1

Wenn die folgende Tabelle die Wahrscheinlichkeiten für die Aufgaben A und B repräsentiert:

XOR_AB / A	2 Tage	3 Tage	4 Tage	\perp
A	0.2	0.5	0.3	0
B	0	0	0	1

XOR_AB / B	3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage	\perp
A	0	0	0	0	1
B	0.2	0.4	0.3	0.1	0

und der Knoten " XOR_AB " die folgende CPT hat:

XOR_AB	A	B
	0.5	0.5

Dann die CPT für Aufgabe C sieht so aus:

A	B	2 Tage	3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage	\perp
2 Tage	3 Tage	1	0	0	0	0	0
2 Tage	4 Tage	1	0	0	0	0	0
2 Tage	5 Tage	1	0	0	0	0	0
2 Tage	6 Tage	1	0	0	0	0	0
2 Tage	\perp	1	0	0	0	0	0
3 Tage	3 Tage	0	1	0	0	0	0
3 Tage	4 Tage	0	1	0	0	0	0
3 Tage	5 Tage	0	1	0	0	0	0
3 Tage	6 Tage	0	1	0	0	0	0
3 Tage	\perp	0	1	0	0	0	0
4 Tage	3 Tage	0	0	1	0	0	0
4 Tage	4 Tage	0	0	1	0	0	0
4 Tage	5 Tage	0	0	1	0	0	0
4 Tage	6 Tage	0	0	1	0	0	0
4 Tage	\perp	0	0	1	0	0	0
\perp	3 Tage	0	1	0	0	0	0
\perp	4 Tage	0	0	1	0	0	0
\perp	5 Tage	0	0	0	1	0	0
\perp	6 Tage	0	0	0	0	1	0
\perp	\perp	0	0	0	0	0	1

Es ist jedoch immer noch nicht klar, wie man mit einer Wahrscheinlichkeit umgeht, die dem Fall von "Abwesenheit" in beiden vorhergehenden Knoten entspricht. Desweiteren ist es nicht klar, wie die Situation zu modellieren ist, wenn es eine Schätzung für beide Knoten gibt (Bayes'sche Netze modellieren alle möglichen Ergebnisse). Im obigen Beispiel hat Aufgabe "A" Priorität vor Aufgabe "B". Das heißt, es wurde Ergebnisse von "B" nicht berücksichtigt, wenn eine Information von Aufgabe A kommt. Dieses

Verfahren führt zur Situation, dass es zu viel Wahrscheinlichkeit der Aufgabe "A" zugewiesen wurde [Ungenau].

Die Modellierung solcher Fälle kann aber mit dem Konzept der Evidenz in Bayes'schen Netzen (Siehe S. 34) erfolgen. Es werden zwei zusätzliche Knoten benötigt: "*XOR_AB*" Knoten, um die Projektdauer nach der Alternative zu modellieren und "*ChoiseAB*" Knoten, um die Wahrscheinlichkeit zu modellieren, dass die Aufgabe A oder Aufgabe B gewählt wird (Abb. 4.11). Es mag nicht sehr anpassungsfähig erscheinen, aber der Evidenzmechanismus von Bayes'schen Netzen erlaubt es, eine CPT einzelnen Knotens zu ändern, ohne das Netz neu zu kompilieren.

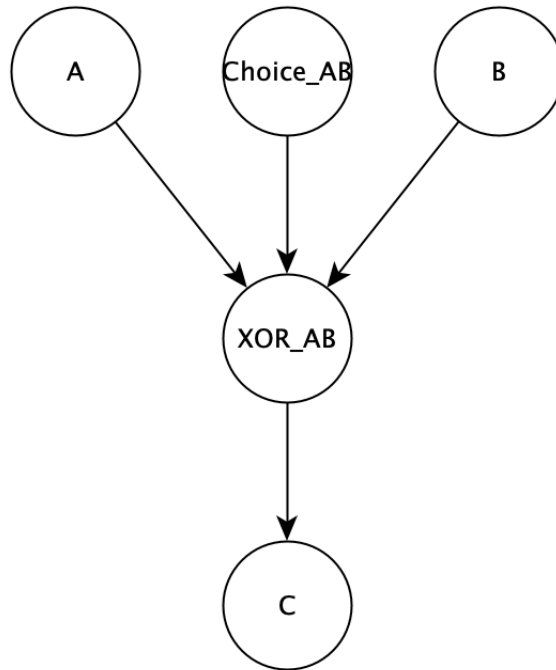


Abbildung 4.11 – XOR-Join im Bayes'schen Netz

Der Knoten "*Choise_AB*" repräsentiert eine marginale Wahrscheinlichkeit, deshalb ist seine CPT ein Vektor 1×2 . Der Knoten "*A_{xorB}*" hat eine komplexere Struktur, es ist ein vierdimensionaler Tensor-Tensor der Größe $2 \times n \times m \times \max(Pes_A, Pes_B) - \min(Opt_A, Opt_B)$ mit folgenden Werten:

$$XOR[i, j, k, l] = \begin{cases} 1 & , \text{ wenn } i = 1 \cap l = j \cup i = 2 \cap l = k \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (4.1)$$

In der Situation, in der es mehr als zwei vorhergehende, ausschließlich alternative Zweige gibt, sollte man sie genauso behandeln wie mit AND-Join (Siehe S. 75).

Seien die Dauer der Aufgaben A und B mit oben genannten Tabellen dargestellt (Siehe S.73) und die Wahrscheinlichkeit entweder A oder B zu wählen wie folgt:

A	B
0.5	0.5

dann wird die folgende CPT (schon marginalisiert) das XOR-Join von diesen Aufgaben repräsentieren:

2 Tage	3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage
0.1	0.3	0.3	0.2	0.1

4.2.4 OR-Join

OR-Join in YAWL wird verwendet, um die Synchronisation mehrerer alternativer Zweige zu modellieren, aber im Unterschied zu XOR-Join ist auch deren Kombination (mehrere sind aktiv) möglich. Es wird in einer YAWL-Notation als Rechteck mit einem Diamanten auf der linken Seite dargestellt (Abb. 4.12).

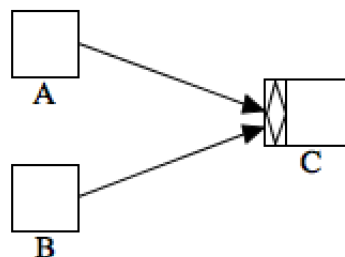


Abbildung 4.12 – OR-Join in YAWL-Notation

Diesen Primitiv sollte ein OR-Split folgen, das mehrere (einen oder mehrere) alternative Zweige wählt. Es wird in der Notation als Rechteck mit einem Diamanten auf der rechten Seite dargestellt (Abb. 4.13)).

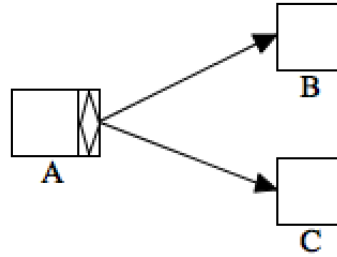


Abbildung 4.13 – OR-Split in YAWL-Notation

Es gibt keinen großen Unterschied in der Modellierung von OR-Join im Bayes'schen Netz. Der neue Knoten "*Comb_AB*" sollte anstelle des Knotens "*Choice_AB*" verwendet werden. Seine CPT wird durch einen Vektor der Größe 1×3 dargestellt, der eine Wahrscheinlichkeit modelliert, einen der vorhergehenden Knoten oder deren Kombination zu wählen. Das Ergebnis der Anwendung dieses Operators ist ein Knoten "*OR_AB*". Seine CPT ist ein vierdimensionaler Tensor mit folgenden Werten:

$$OR[i, j, k, l] = \begin{cases} 1 & , \text{ wenn } i = 1 \cap l = j \cup i = 2 \cap l = k \cup i = 3 \cap l = \max(j, k) \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (4.2)$$

Die Anwendung eines Operators auf mehr als zwei Aufgaben sollte als ein für AND-Join (Siehe S.75) gelöst werden.

Seien die Dauer der Aufgaben A und B mit oben genannten Tabellen dargestellt (Siehe S.73) und die Wahrscheinlichkeit entweder A, B oder deren Kombination zu wählen wie folgt:

A	B	A&B
0.3	0.4	0.3

dann wird die folgende CPT (schon marginalisiert) das XOR-Join von diesen Aufgaben repräsentieren:

2 Tage	3 Tage	4 Tage	5 Tage	6 Tage
0.06	0.211	0.309	0.28	0.14

Die Regeln der Modellierung anderer YAWL-Muster gehen über den Rahmen dieser Arbeit hinaus. Es ist aber erwähnenswert, dass Zyklen in einigen YAWL-Modellen eliminiert werden können, um weiter in einem Bayes'schen Netz umzuwandeln. Ein Algorithmus dafür wurde in Arbeit [Jan17] entwickelt.

Die Hauptidee des Algorithmus ist, alle Zyklen zu einer Schleife zu bringen. Dafür sollen einige Knoten mithilfe vom Algorithmus der Variableneliminierung zusammengeführt werden (Siehe S. 38). Danach kann die Schleife als eine unendliche Summe von Matrixprodukten repräsentiert werden. Diese Summe kann für diagonalisierbare Matrizen approximiert werden. Diese neue Matrize wird als CPT angenommen (auf Englisch: accepted as a CPT, assigned to CPT) werden.

Dieser Einsatz kann nur angewendet werden, wenn die Menge der Ergebnisse aller Knoten in einer Schleife endlich ist. Im Fall der Projektmodellierung ist diese Menge nur abzählbar, weil eine Realisierung der Schleife weitere Möglichkeiten für die Aufgabedauer erstellt. Dies führt zu unendlichen Matrizen, die nicht in Bayes'schen Netzen repräsentiert werden können.

4.3 Modellierung der Aufgabedauer

Die Struktur des Prozessmodells ist nicht die einzige Information, die einem Manager hilft, eine Entscheidung oder eine Schätzung zu treffen. Die Projektplanung berücksichtigt mehrere KPI's (siehe Kap.2): Zeit, Kosten, Risiken, Servicequalität, etc. Diese Identifikatoren sind naturgemäß abhängig von einander. Um das beste Verhältnis von Ressourcen und Kosten auf der einen Seite und Projektdauer auf der anderen Seite zu finden, bedarf es einer multikriteriellen Optimierung.

In dieser Arbeit werden die Abhängigkeiten zwischen Merkmalen nicht berücksichtigt. Stattdessen wird die Dauer der Aufgaben oder besser gesagt, eine Schätzung über die Dauer jeder Aufgabe als Grundlage für die Entscheidung und eine finale Schätzung verwendet. Im Projektmanagement ist es üblich, die Wahrscheinlichkeitstheorie für solche Schätzungen zu verwenden.

Es gibt mehrere Ansätze, um eine Aufgabedauer mit einer Wahrscheinlichkeit zu modellieren. Die einfachste ist die Verwendung einer Normalverteilung (Abb. 4.14). Diese Verteilung hat bekannte Eigenschaften und die Kombination mehrerer solcher Verteilungen (*Unendliche Teilbarkeit*) ergibt eine Normalverteilung. Basierend auf dieser Funktion können alle Berechnungen auf einige Manipulationen mit diskreten Werten von Erwartungswert und Streuung reduziert werden [LNCY11].

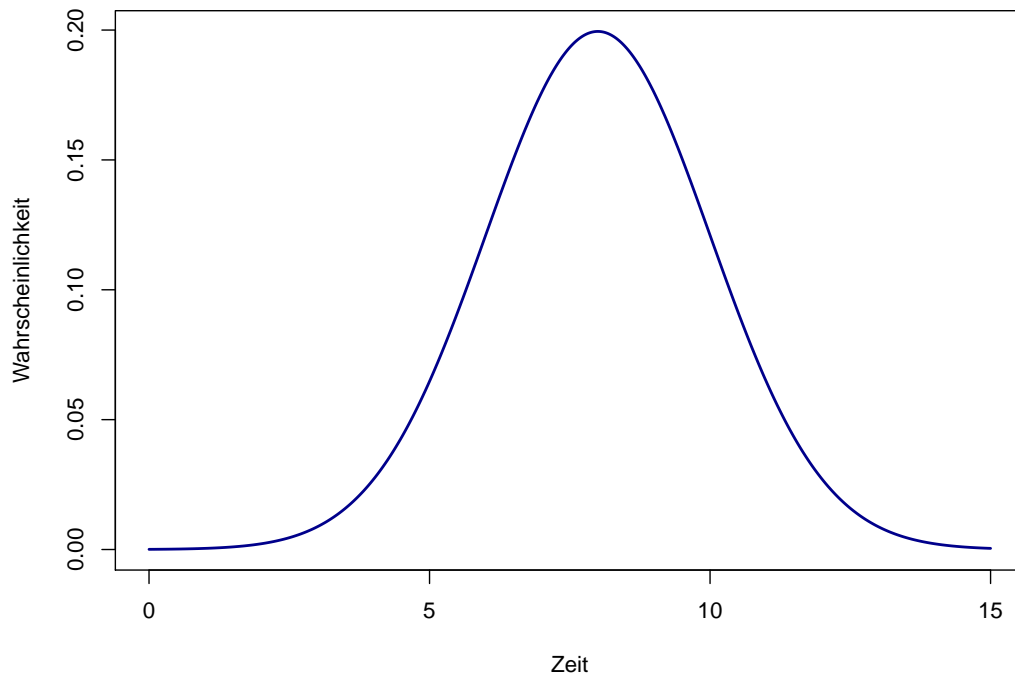


Abbildung 4.14 – Normalverteilung

Dennoch hat die Verwendung solcher Verteilungen in der Projektplanung einige Nachteile. Sie sind symmetrisch und unendlich. Die erste Eigenschaft bedeutet, dass eine Wahrscheinlichkeit, die Aufgabe in einer gewissen Zeit nach der bestmöglichen Schätzung zu beenden, gleich der gleichen Zeit vor diesem Zeitpunkt werden sollte. Das führt zu unerwünschten Einschränkungen des Entscheidungsprozesses. Die zweite Eigenschaft bedeutet, dass es eine Nicht-Null-Wahrscheinlichkeit gibt, die Aufgabe in dem Moment zu beenden, in dem sie gestartet wird. Es bringt zusätzliche Komplexität in die Berechnungen und schadet der Genauigkeit der Schätzungen.

Die weiteren Ansätze werden verwendet, um eine Aufgabendauer mit nicht symmetrischen Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu modellieren, wie z.B. Chi-Quadrat-Verteilung (Abb. 4.15) oder Log-Normalverteilung (logarithmische Normalverteilung) (Abb. 4.16). Diese Verteilungen sind immer noch unendlich (zumindest im positiven Bereich) und ihre Parameter sind schwer zu wählen.

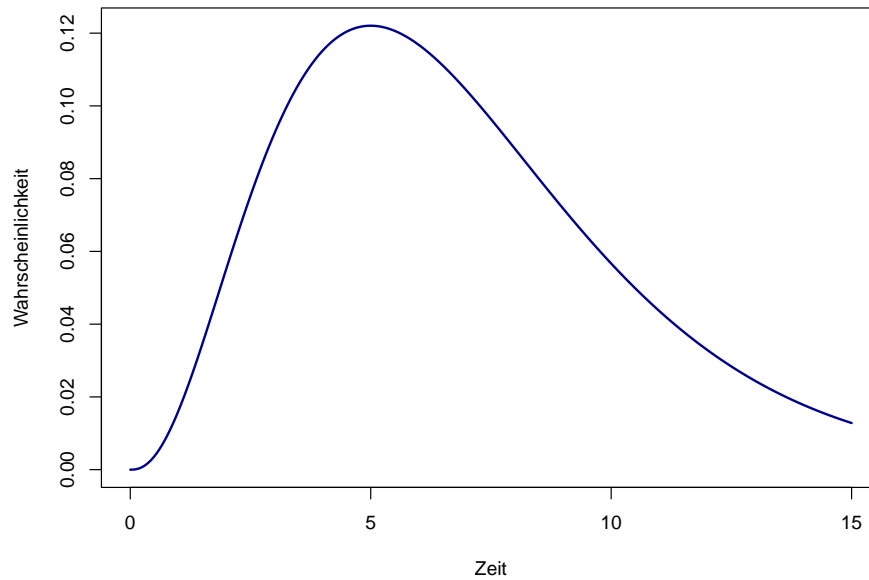


Abbildung 4.15 – Chi-Quadrat-Verteilung

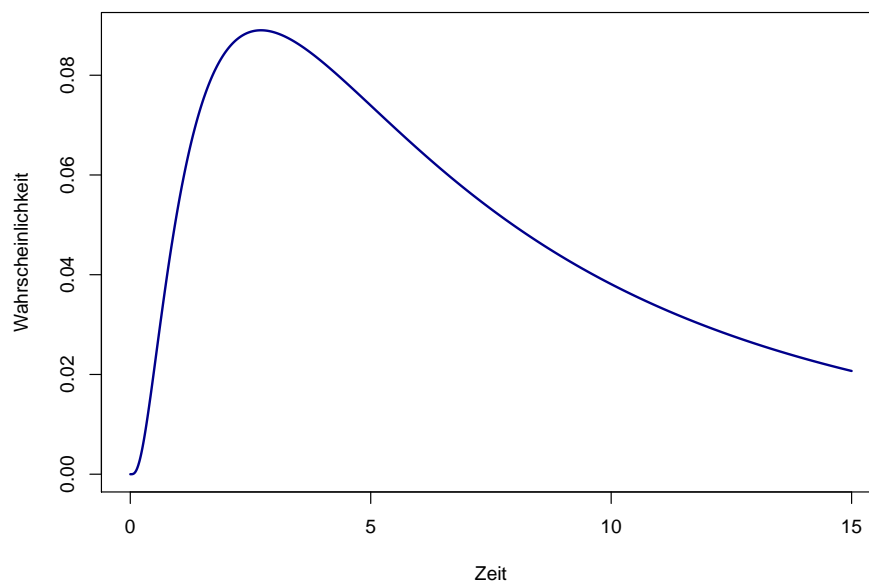


Abbildung 4.16 – Log-Normalverteilung

Im Projektmanagement und in der Risikoanalyse ist es üblich, eine PERT-Verteilung zur Modellierung der Aufgabendauer [Cla62] zu verwenden. Diese Verteilung wurde ursprünglich

für die PERT-Technik entwickelt. Sie basiert sich auf der Beta-Verteilung, die endlich und nicht symmetrisch ist und zwei Parameter hat: α und β . Es gibt aber den signifikanten Unterschied, dass es auf ein beliebiges Intervall anstelle des Intervalls $[0, 1]$ für die ursprüngliche Beta-Verteilung verteilt wird [JKB95]. Die PERT-Verteilung hat wie jede Aufgabedauer in der PERT-Modellierung drei Parameter: minimale a , höchstwahrscheinliche b und maximale c Dauer. Die Formel für eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (WDF) solcher Verteilung ist folgende:

$$WDF_{PERT}(a, b, c) = PERT(a, b, c) = \frac{(x - a)^{\alpha-1} (c - x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta) (c - a)^{\alpha+\beta-1}}, \quad (4.3)$$

wobei $B(\alpha, \beta)$ ist eine Beta- Funktion [JKB95]:

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1 - t)^{\beta-1} dt \quad (4.4)$$

Die Parameter α und β werden folgend berechnet:

$$\alpha = \frac{4b + c - 5a}{c - a} \quad (4.5)$$

$$\beta = \frac{5c - a - 4b}{c - a} \quad (4.6)$$

Die Abbildung 4.17 zeigt die PERT-Verteilung für die Aufgabe, die 5 bis 10 Tage dauert, mit der höchsten Wahrscheinlichkeit am 8. Tag zu beenden.

Aufgrund ihrer Eigenschaften und naturgemäßen Interpretierbarkeit wurde diese Verteilung gewählt, um eine Unsicherheit in der Aufgabedauer in der aktuellen Arbeit darzustellen.

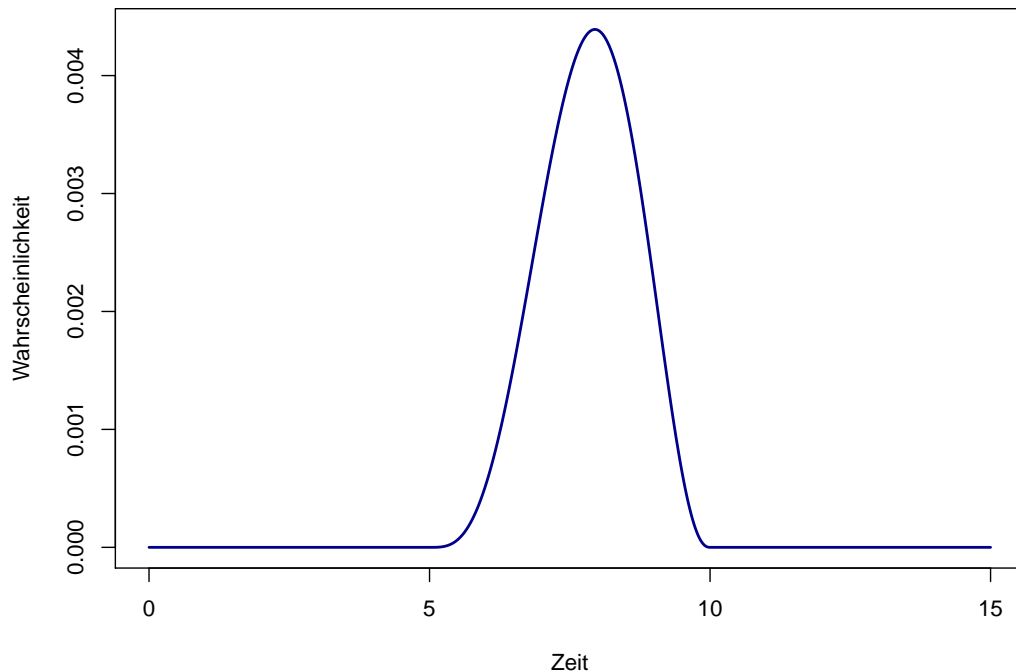


Abbildung 4.17 – PERT-Verteilung

4.4 Diskretisierung von kontinuierlichen Wahrscheinlichkeiten

Klassische Bayes'sche Netze können nicht alle möglichen kontinuierlichen Verteilungen verarbeiten. Die einzigen zwei Möglichkeiten, mit dieser Situation umzugehen, sind:

- die Annahme, dass die Wahrscheinlichkeitsverteilung einem Gauß'schen Gesetz folgt;
- die Wahrscheinlichkeitsverteilung vorher zu diskretisieren.

Im letzten Abschnitt wurde gezeigt, dass die PERT-Verteilung die Natur und Logik der Aufgabendauer besser als Normalverteilung bewahrt. Deshalb sollte diese Verteilung diskretisiert werden. Es gibt zwei verschiedene Arten von Diskretisierungsalgorithmen, die auf das Problem angewendet werden können:

- Verfahren zur Wahrscheinlichkeitssummierung,
- Verfahren zur numerischen Approximation.

4.4.1 Wahrscheinlichkeitssummierung

Bei der Wahrscheinlichkeitssummierung sind die gewünschte Anzahl von Diskretisierungspunkten und deren Position gewählt. Danach wird die Wahrscheinlichkeit, die zwischen diesen Punkten gehalten wird, einem von diesen Punkten zugewiesen. Ihre Summe ist jetzt gleich 1. Als Vorteil endet dieser Ansatz mit naturmäßigen interpretierbaren Diskretisierungspunkten, z.B. können Personaltage oder Personalstunden als Diskretisierungspunkte gewählt werden. Dieses Verfahren hält aber keine Momente der Wahrscheinlichkeitsverteilung ein. Das Wichtigste ist, dass es nicht den ersten Moment hält, den Erwartungswert der Verteilung. Bei vielen bedingten Wahrscheinlichkeiten kann es zu Rechenfehlern kommen.

Für die Darstellung der ersten Gruppe von Algorithmen ist es notwendig, einen Begriff der Verteilungsfunktion (auch kumulative Verteilungsfunktion, KVF) einzuführen. Diese Funktion der Zufallsvariable X in einem Punkt x zeigt eine Wahrscheinlichkeit, dass X Werte kleiner oder gleich x annimmt:

$$KVF(x) = \int_{-\infty}^x WDF(t)dt \quad (4.7)$$

In dieser Arbeit werden drei Methoden berücksichtigt:

- linksseitige Summierung;
- rechtsseitige Summierung
- zentrierte Summierung.

Bei linksseitiger Summierung wird die Wahrscheinlichkeit eines Intervalls zwischen zwei Diskretisierungspunkten einer linken zugeordnet:

$$\begin{cases} p(x_i) = KVF(x_{i+1}) - KVF(x_i) & \text{for } i = 1, \dots, N-1 \\ p(x_N) = 0, \end{cases} \quad (4.8)$$

wobei N der rechte Rand der PERT-Verteilung ist.

Bei rechtsseitiger Summierung wird Wahrscheinlichkeit eines Intervalls zwischen zwei Diskretisierungspunkten einer rechten zugeordnet:

$$\begin{cases} p(x_1) = 0 \\ p(x_i) = KVF(x_i) - KVF(x_{i-1}) & \text{for } i = 2, \dots, N \end{cases} \quad (4.9)$$

Bei zentrierte Summierung wird Wahrscheinlichkeit einer linken Intervallhälfte einem linken Punkt und die Wahrscheinlichkeit einer rechten Intervallhälfte einem rechten zugeordnet:

$$\begin{cases} p(x_1) = KVF(\frac{x_2-x_1}{2}) - KVF(x_1) \\ p(x_i) = KVF(\frac{x_{i+1}-x_i}{2}) - KVF(\frac{x_i-x_{i-1}}{2}) \quad \text{for } i = 2, \dots, N-1 \\ p(x_N) = KVF(x_N) - KVF(\frac{x_N-x_{N-1}}{2}) \end{cases} \quad (4.10)$$

Der erste Ansatz führt zur Verringerung des Verteilungsmittels, da kleinere Punkte mehr Wahrscheinlichkeit erhalten. Der zweite Ansatz führt zur Erhöhung des Verteilungsmittels, da größere Punkte mehr Wahrscheinlichkeit erhalten. Der letzte Ansatz beeinflusst den Erwartungswert der Verteilung in unvorhersehbarer Weise: die Veränderung des Erwartungswertes hängt von den konkreten PERT-Verteilungseigenschaften ab.

4.4.2 Numerische Approximation

Der zweite Diskretisierungstyp nutzt die Tatsache, dass ein Erwartungswert einer kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung als Lebesgue-Stieltjes-Integral (manchmal auch Lebesgue-Integral) dargestellt werden kann:

$$M[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x dPDF(x), \quad x \in \mathbb{R} \quad (4.11)$$

Ein solches Integral kann mit einer der Gauß'schen Quadraturen approximiert werden. Unter der Annahme einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für die PERT-Verteilung hat der Erwartungswert folgende Form [JKB95]:

$$M[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x dPDF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x d\left(\frac{(x-a)^{\alpha-1}(c-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)(c-a)^{\alpha+\beta-1}}\right) \quad (4.12)$$

Dieses Integral kann mit der Gauß-Jacobi-Quadratur angenähert werden. Diese Quadratur erlaubt es, die Integrale der folgenden Form zu approximieren [RR01]:

$$I = \int_a^b p(t) f(t) dt, \quad \text{wobei } p(t) = (t-a)^\beta (b-t)^\alpha \quad (4.13)$$

Die allgemeine Form dieser Quadratur auf dem Intervall $[-1, 1]$ ist wie folgt [RR01]:

$$\int_{-1}^1 (1-t)^\alpha (1+t)^\beta f(t) dt \approx \sum_{k=1}^n A_k f(t_k), \quad (4.14)$$

wobei t_1, \dots, t_n sind Nullen des Jacobi-Polynoms:

$$P_n^{(\alpha, \beta)}(t) = \frac{(-1)^n}{n! 2^n} (1-t)^{-\alpha} (1+t)^{-\beta} \frac{d^n}{dt^n} [(1-t)^{\alpha+n} (1+t)^{\beta+n}] \quad (4.15)$$

und die Koeffizienten A_k werden mit folgender Formel berechnet:

$$A_k = 2^{\alpha+\beta+1} \frac{\Gamma(\alpha+n+1)\Gamma(\beta+n+1)}{n! \Gamma(\alpha+\beta+n+1) (1-t_k^2) [dP_n^{(\alpha, \beta)}(t_k)/dt]^2}, \quad (4.16)$$

wobei $\Gamma(x)$ die Euler'sche Gammafunktion ist.

Die Beta-Verteilung hat die folgende Verteilungsdichtefunktion:

$$Beta(x) = \frac{(x)^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad (4.17)$$

wobei $B(x, y)$ die Euler'sche Betafunktion ist.

Die Approximation der Beta-Verteilungsfunktion mit Gauß'schen Quadraturen kann mit der Ersetzung $x = 1 - 2u$ erreicht werden [Lan10]:

$$\int_{-1}^1 (1-t)^\alpha (1+t)^\beta f(t) dt = 2^{\alpha+\beta+1} \int_0^1 u^\alpha (1-u)^\beta f(1-2u) du \quad (4.18)$$

In diesem Fall sind die Abszisse (Knoten der Approximation) und die Gewichte (Wahrscheinlichkeiten) für die Beta-Verteilung wie folgt:

$$x_i^{\text{BETA}} = \frac{(1-t_i)}{2} \quad (4.19)$$

$$w_i^{\text{BETA}} = \frac{A_i \Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta) 2^{\alpha+\beta-1}} \quad (4.20)$$

Zurzeit gibt es keine veröffentlichte Quadratur für die PERT-Verteilung. Angenommen, die PERT-Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion kann aus einem der Beta-Verteilungsgesetze mit linearer Transformation erhalten werden:

$$PERT(x) = (c - a) \text{Beta}\left(\frac{x - a}{c - a}\right) = \frac{(x - a)^{\alpha-1} (c - x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta) (c - a)^{\alpha+\beta-1}} \quad (4.21)$$

Die Quadratur zur Diskretisierung der PERT-Verteilung kann mit der gleichen Linearkombination empfangen werden:

$$\int_a^b PERT(x) dx = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \text{ wobei } n \text{ die Anzahl der Diskretisierungsknoten ist,} \quad (4.22)$$

$$x_i^{\text{PERT}} = \frac{(t_i + 1)(c - a)}{2} + a, \text{ and} \quad (4.23)$$

$$w_i^{\text{PERT}} = A_i \quad (4.24)$$

Wenn Diskretisierungspunkte als Quadraturknoten gewählt würden, dann stellen deren Gewichte die Wahrscheinlichkeiten dar. Eine solche Annäherung hält den Erwartungswert der Wahrscheinlichkeitsverteilung. Allerdings wird kein Fehler durch Diskretisierung erhalten, die empfangene diskrete Verteilung kann nicht naturgemäß interpretiert werden.

4.4.3 Vergleich von Diskretisierungsalgorithmen

Nun wird die Funktionsweise von oben beschriebenen Algorithmen an einem Beispiel gezeigt.

Sei A eine Aufgabe, die im besten Fall in 5 Tagen, im schlimmsten Fall in 10 Tagen und am wahrscheinlichsten in 8 Tagen durchgeführt werden kann. Dann sieht eine entsprechende PERT(5, 8, 10)-Verteilung wie folgt aus (Abb. 4.18). Die durchschnittliche erwartete Dauer einer solchen Aufgabe beträgt 7,83(3) Tage. Nun wird diese Wahrscheinlichkeitsdichte in fünf Punkten diskretisiert.

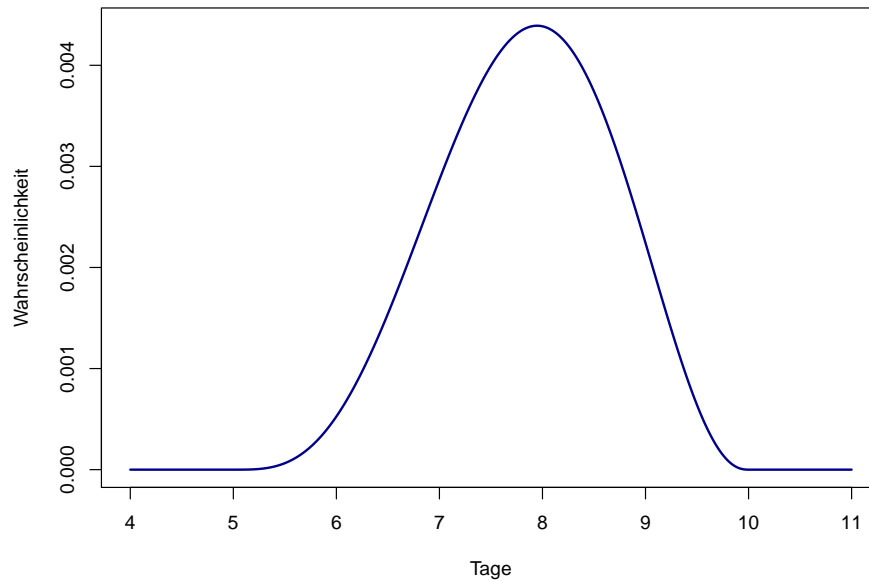


Abbildung 4.18 – PERT-Verteilungsdichte

Für die erste Gruppe der Diskretisierungsmethoden wurden Punkte von fünf bis zehn gewählt. Die Ergebnisse ihrer Anwendung sind in der folgenden Tabelle dargestellt:

Algorithmus	$p(5)$	$p(6)$	$p(7)$	$p(8)$	$p(9)$	$p(10)$	Erwartungswert
Linkseitige Summierung	0.02663	0.17774	0.34413	0.33763	0.11387	0.00000	7.33439
Rechtseitige Summierung	0.00000	0.02663	0.17774	0.34413	0.33763	0.11387	8.334385
Zentrale Summierung	0.00076	0.06210	0.28370	0.42105	0.22214	0.01025	7.83247

Es wurde gezeigt, dass die Methoden der ersten Gruppe den Erwartungswert der diskretisierten Wahrscheinlichkeitsverteilung ändern.

Die durch die Anwendung der Gauß-Quadraturen erzielte Diskretisierung ist in der folgenden Tabelle dargestellt:

Knoten	5.66198	6.39753	7.24506	8.11454	8.91120	9.54862
Wahrscheinlichkeit	0.01011	0.10436	0.30460	0.36755	0.18572	0.02766
Erwartungswert						7.83(3)

Diese Diskretisierung bewahrt den ersten Moment (Erwartungswert) der Verteilung, aber die Ergebnisse sind schwierig zu interpretieren.

4.4.4 Weitere Fehlerquellen bei der Diskretisierung

Auch die Auswahl mehrerer Diskretisierungspunkte führt zu keinem Fehler, da der genaue Inferenzalgorithmus für Bayes'sche Netze auf einer Matrixmultiplikation basiert, die die Multiplikationsregel für eine Summe von Elementen beibehält. Lassen Sie a und b einige Zahlen werden. Wenn $a = a_1 + a_2$ und $b = b_1 + b_2$ ist, dann gilt folgendes für das Produkt von a und b :

$$a \cdot b = (a_1 + a_2) \cdot (b_1 + b_2) = a_1 \cdot b_1 + a_1 \cdot b_2 + a_2 \cdot b_1 + a_2 \cdot b_2 \quad (4.25)$$

Seien jetzt A und B die folgenden Matrizen:

$$A_{m,n} = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{pmatrix} \quad B_{n,p} = \begin{pmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \dots & b_{1,p} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \dots & b_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,1} & b_{n,2} & \dots & b_{n,p} \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

Ihr Produkt ist die folgende $m \times p$ Matrix:

$$A \times B = \begin{pmatrix} \prod_{i=1}^n a_{1,i} \cdot b_{i,1} & \prod_{i=1}^n a_{1,i} \cdot b_{i,2} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{1,i} \cdot b_{i,p} \\ \prod_{i=1}^n a_{2,i} \cdot b_{i,1} & \prod_{i=1}^n a_{2,i} \cdot b_{i,2} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{2,i} \cdot b_{i,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \prod_{i=1}^n a_{m,i} \cdot b_{i,1} & \prod_{i=1}^n a_{m,i} \cdot b_{i,2} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{m,i} \cdot b_{i,p} \end{pmatrix} \quad (4.27)$$

Das Hinzufügen eines weiteren Diskretisierungspunktes in der Verteilung kann als Erweiterung einer Größe einer Matrixdimension betrachtet werden. Erweitern Sie sowohl A als auch B um eine weitere Zeile bzw. Spalte:

$$A_{m+1,n}^* = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m+1,1} & a_{m+1,2} & \dots & a_{m+1,n} \end{pmatrix} \quad B_{n,p+1}^* = \begin{pmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \dots & b_{1,p+1} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \dots & b_{2,p+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,1} & b_{n,2} & \dots & b_{n,p+1} \end{pmatrix} \quad (4.28)$$

Ohne den Verlust der Allgemeingültigkeit sollten wir bedenken, dass der neue Punkt für die Matrix A zwischen j und $j + 1$ Spalten und derjenige für die Matrix B zwischen k und $k + 1$ liegt. Die Matrixwerte repräsentieren Wahrscheinlichkeiten und sind nicht negativ :

$$a_{i,l} = a_{i,l}^1 + a_{i,l}^2$$

, wobei $a_{i,l}^1 \geq 0$, $a_{i,l}^2 \geq 0$ Wahrscheinlichkeiten im neuen Punkt und einem davor sind. Das Gleiche gilt für die Matrix B^* . Die Multiplikation solcher Matrizen sieht wie folgt aus:

$$C_{m+1,p+1}^* = A^* \times B^* = \begin{pmatrix} \prod_{i=1}^n a_{1,i} b_{i,1} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{1,i} b_{i,k}^1 & \prod_{i=1}^n a_{1,i} b_{i,k}^2 & \dots & \prod_{i=1}^n a_{1,i} b_{i,p} \\ \prod_{i=1}^n a_{2,i} b_{i,1} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{2,i} b_{i,k}^1 & \prod_{i=1}^n a_{2,i} b_{i,k}^2 & \dots & \prod_{i=1}^n a_{2,i} b_{i,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 b_{i,1} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 b_{i,k}^1 & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 b_{i,k}^2 & \dots & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 b_{i,p} \\ \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 b_{i,1} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 b_{i,k}^1 & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 b_{i,k}^2 & \dots & \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 b_{i,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \prod_{i=1}^n a_{m,i} b_{i,1} & \dots & \prod_{i=1}^n a_{m,i} b_{i,k}^1 & \prod_{i=1}^n a_{m,i} b_{i,k}^2 & \dots & \prod_{i=1}^n a_{m,i} b_{i,p} \end{pmatrix} \quad (4.29)$$

Wenn es notwendig ist, die Matrix auf die Größe $m \times p$ zu transformieren, kann dies durch Hinzufügen von Spalten und Zeilen geschehen. Lassen Sie es sich an einem Beispiel für die i -te Zeile und k -te Spalte veranschaulichen:

$$c_{j,k} = \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 \cdot b_{i,k}^1 + \prod_{i=1}^n a_{j,i}^1 \cdot b_{i,k}^2 + \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 \cdot b_{i,k}^1 + \prod_{i=1}^n a_{j,i}^2 \cdot b_{i,k}^2 = \prod_{i=1}^n a_{j,i} \cdot b_{i,k} \quad (4.30)$$

Das obige Beispiel zeigt, dass durch die Auswahl feiner Diskretisierungsintervalle kein Fehler auftritt. Es sollte jedoch entsprechend den Aufgabenstellungen gewählt werden, denn dann liefert die Inferenz mit Bayes'schen Netzen präzisere Ergebnisse.

4.5 Beispiel der Konstruktion von Bayes'schen Netzen

Jetzt wird das obige Konzept an einem Beispiel des Implementierungsprojektes für Speaker-Clustering [GV15] veranschaulicht. Speaker-Clustering ist eine Aufgabe der Aufteilung von Sprachaufzeichnungen in Gruppen (Clusters), sodass es in jeder Klasse nur Datensätze gibt, die zu einem Benutzer gehören. Jede Aufnahme enthält die Stimme eines einzelnen Benutzers. Meistens findet der Clustering-Prozess ohne direkte Aufsicht statt, a priori ohne Kenntnis der Anzahl der Gruppen oder ihrer Struktur. Dieser Prozess ist oft ein integraler

Bestandteil der Sprechererkennung oder der Spracherkennung. Das YAWL-Modell zeigt den Plan des beispielhaften Projekts (Abb. 4.19).

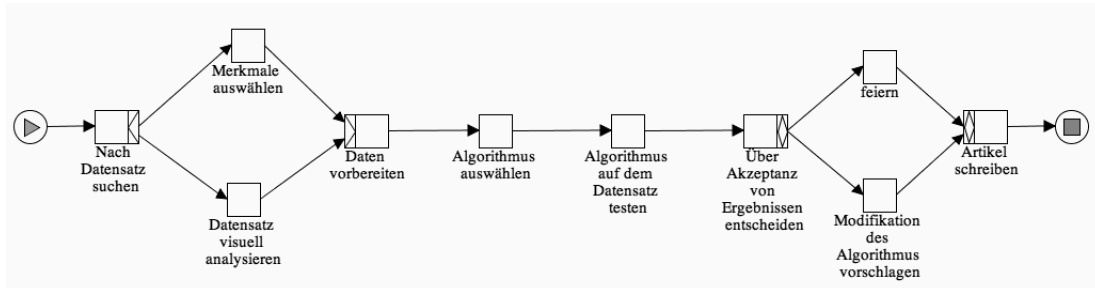


Abbildung 4.19 – YAWL-Modell des Projekts

Eine wissenschaftliche Gruppe, die das Projekt bearbeiten, sollte zunächst einen geeigneten Datensatz finden (Aufgabe "Nach Datensatz suchen"). Das reine Sprachsignal ist schwer zu analysieren, da es eine große Menge an Informationsrauschen enthält. Es ist jedoch möglich, einige spezifische Merkmale daraus zu extrahieren und als Eingangsvektor für das Clustering (Aufgabe "Merkmale auswählen") zu verwenden. Daher sollte der Datensatz während der Phase der Merkmalauswahl (Aufgabe "Datensatzanalyse") analysiert werden. Die letzten beiden Aufgaben sollten parallel ausgeführt werden. Sobald die Aufgaben "Merkmale auswählen" und "Datensatz analysieren" erfüllt sind, kann eine Reihe von Merkmalen aus dem Datensatz extrahiert werden (Aufgabe "Datenvorbereitung"). Danach wird die Aufgabe "Algorithmus auswählen" aktiviert, da sie von der Datenstruktur abhängig ist. Nach der Ausführung dieses Algorithmus sollte er mit vorhandenen Daten getestet werden (Aufgabe "Datenvorbereitung"). Es sollte entschieden werden, ob die resultierende Genauigkeit akzeptabel ist oder nicht. Wenn sie akzeptabel ist, feiert die wissenschaftliche Gruppe ein wenig ("Feiern"), oder versucht, den Algorithmus anders zu verbessern ("Modifikation des Algorithmus vorschlagen"). Es kann nur eine der beiden letzten Aufgaben ausgeführt werden, aber nicht beide. Am Ende sollten sie eine wissenschaftliche Arbeit einreichen ("Artikel schreiben").

Um Schätzungen über die Projektdauer vornehmen zu können, müssen wir jede Aufgabe schätzen. Angenommen, es gibt folgende Schätzungen des Projektleiters für die minimale a , höchstwahrscheinlich b und maximale c Aufgabendauer im Projekt:

Aufgabe	a	b	c	Knoten im Netz
Nach Datensatz suchen	5 Tage	7 Tage	9 Tage	NDS
Merkmale auswählen	8 Tage	9 Tage	12 Tage	MA
Datensatz visuell analysieren	6 Tage	10 Tage	16 Tage	DVA
Daten vorbereiten	5 Tage	5 Tage	5 Tage	DV
Algorithmus auswählen	3 Tage	7 Tage	12 Tage	AA

Algorithmus auf dem Datensatz testen	2 Tage	4 Tage	5 Tage	ADT
Über Akzeptanz von Ergebnissen entscheiden	1 Tag	1 Tag	1 Tag	AEE
Feiern	1 Tag	1 Tag	1 Tag	F
Modifikation des Algorithmus vorschlagen	12 Tage	21 Tage	36 Tage	MAV
Artikel schreiben	7 Tage	14 Tage	21 Tage	AS

Auf der Basis dieser Schätzungen können PERT-Verteilungen definiert werden. Dann sollte entschieden werden, welches Zeitintervall für die spätere Modellierung verwendet werden soll. In diesem Fall ist der Intervall "1 Tag" gewählt. Es wird in diesem Beispiel der Wahrscheinlichkeitsalgorithmus der zentralen Summierung von Diskretisierungen verwendet. Die folgende Tabelle zeigt diskrete Wahrscheinlichkeiten für die Aufgabe "Merkmale auswählen".

8 Tage	9 Tage	10 Tage	11 Tage	12 Tage
0.121	0.498	0.312	0.068	0.001

Das entsprechende Bayes'sche Netz für dieses Projekt hat folgende Struktur (Abb. 4.20)

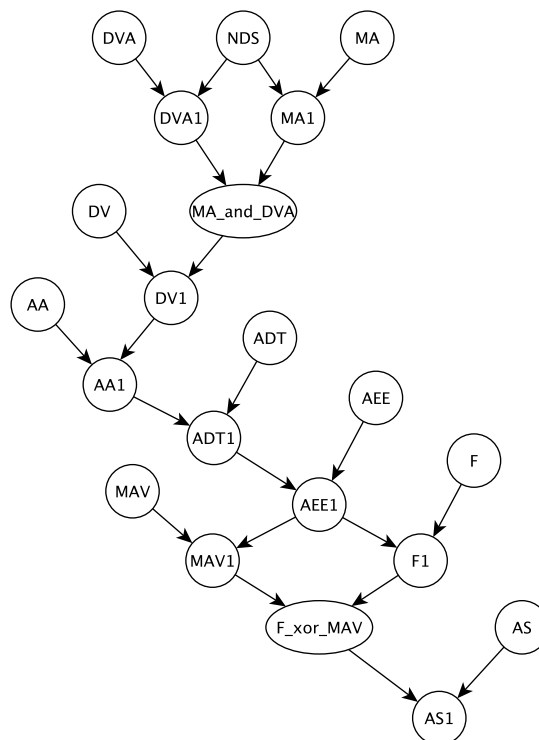


Abbildung 4.20 – Bayes'sches Netz des Beispielsprojektes

Um die Dauer des gesamten Projekts abzuschätzen, sollte eine Wahrscheinlichkeit für gute oder schlechte Ergebnisse geschätzt werden (Wahl zwischen “Feiern” und “Modifikation des Algorithmus vorschlagen”). Wenn es keine A-priori-Informationen gibt, können die entsprechende Wahrscheinlichkeiten (je 0,5) beibehalten werden. Sie können jedes Mal mit einem Evidenzmechanismus geändert werden. Die Argumentation wird im nächsten Kapitel näher erläutert.

Mit den oben genannten Informationen kann ein Modell erstellt werden. Mögliche Termine für das Projektende liegen zwischen 32 und 105 Tagen und können mit folgendem Diagramm dargestellt werden (Abb. 4.21).

Mit den Berechnungen des Projektleiters wird das Projekt in ungefähr 60.23241 Tagen (gewichteter Mittelwert) abgeschlossen. Die Wahrscheinlichkeit, das Projekt bis zu einem bestimmten Tag zu beenden, kann mit der folgenden Tabelle dargestellt werden:

38 Tage	39 Tage	40 Tage	41 Tage	42 Tage	43 Tage	44 Tage	45 Tage	46 Tage
0.0001	0.0004	0.0011	0.0028	0.0058	0.0106	0.0172	0.0252	0.0338
47 Tage	48 Tage	49 Tage	50 Tage	51 Tage	52 Tage	53 Tage	54 Tage	55 Tage
0.0419	0.0483	0.0521	0.0526	0.0498	0.0442	0.0366	0.0284	0.0205
56 Tage	57 Tage	58 Tage	59 Tage	60 Tage	61 Tage	62 Tage	63 Tage	64 Tage
0.0141	0.0096	0.0071	0.0064	0.0073	0.0094	0.0122	0.0156	0.0192
65 Tage	66 Tage	67 Tage	68 Tage	69 Tage	70 Tage	71 Tage	72 Tage	73 Tage
0.0228	0.0261	0.0289	0.0312	0.0326	0.0332	0.0329	0.0319	0.0302
74 Tage	75 Tage	76 Tage	77 Tage	78 Tage	79 Tage	80 Tage	81 Tage	82 Tage
0.0279	0.0252	0.0222	0.0190	0.0159	0.0129	0.0102	0.0078	0.0057
83 Tage	84 Tage	85 Tage	86 Tage	87 Tage	88 Tage	89 Tage	90 Tage	91 Tage
0.0041	0.0028	0.0018	0.0011	0.0007	0.0004	0.0002	0.0001	0.0000

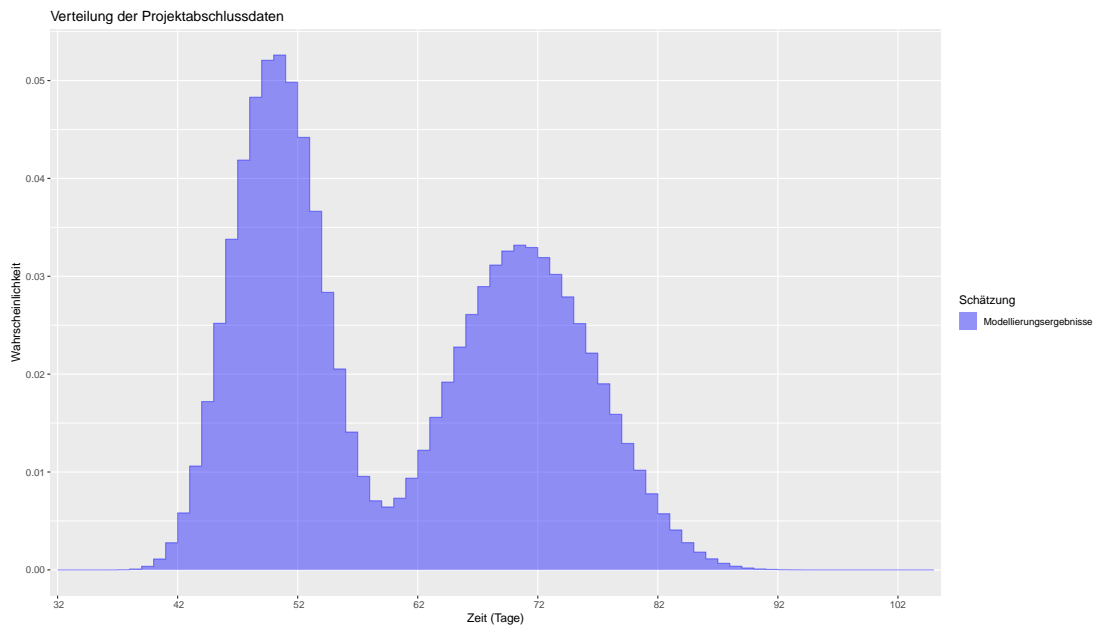


Abbildung 4.21 – Schätzungen für das Abschlussdatum des Beispielsprojektes

4.6 Fazit

In diesem Kapitel wurde ein Konzept für die Rollentrennung in Forschungs- und Entwicklungsprojekten vorgeschlagen. Die im Modell integrierte Software für Unterstützung der Projektplanung und -steuerung besteht aus drei Modulen: Process-Discovery-Subsystem, Modellierungs- und Simulationssystem und Process-Data-Warehouse. Es hilft, Informationen über vergangene Projekte, bereits bearbeitete Aufgaben im aktuellen Projekt und Einschätzungen zukünftiger geplanter Aufgaben zur Unterstützung der Entscheidungsfindung in der Projektplanung zu nutzen. Das Modell verfügt auch über eine Rollentrennung, die häufig in Forschungs- und Entwicklungsprojekten verwendet wird: Projektmanager, Prozessdesigner, Forschungsgruppenleiter, Ressourcenmanager und Forschungsgruppe selbst. Dieses Trennungskonzept kann sich in verschiedenen Institutionen unterscheiden, einige Rollen können kombiniert werden oder Andere eingeführt werden.

Bevor ein Forschungsprojekt bearbeitet wird, erhält eine Forschungsgruppe einen Projektplan. Dieser Plan kann mit verschiedenen Techniken und in verschiedenen Notationen modelliert werden. In dieser Dissertation wurden YAWL-Modelle für die Modellierung eines Forschungsprojektes ausgewählt.

Anschließend wurden die Regeln für den Aufbau von Bayes'schen Netzen aufgrund des YAWL-Modells eingeführt. Diese Regeln decken vier häufig verwendete Workflow-Muster ab:

Sequenz, AND-Join, XOR-Join und OR-Join. Das originale Konzept von Bayes'schen Netzen modelliert den Datenfluss. In Prozessmodellen wird der Kontrollfluss berücksichtigt. Dies führt zu Schwierigkeiten in der Modellierung von Alternativen im Prozess (XOR- und OR-Join). Es wurde gezeigt, wie mithilfe von zusätzlichen Knoten diese Muster in Bayes'schen Netzen modelliert werden können.

Das vorgeschlagene Modell für Prozesse benutzt die Aufgabendauer als Zufallsvariablen. Es wurden verschiedene Verteilungen berücksichtigt und bewertet, die für die Modellierung der Aufgabendauer verwendet werden können. Desweiteren wird in dieser Arbeit die PERT-Verteilung, die auf kontinuierlicher Beta-Verteilung basiert, für Abschätzung der Aufgabendauer benutzt.

Kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsdichten können nicht in Bayes'schen Netzen angewendet werden (außer der normal Verteilung). Vier Algorithmen für die Diskretisierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen wurden in diesem Kapitel vorgestellt und verglichen. Die letzte basiert auf Gauß'schen Quadraturen und diskretisiert die Verteilung mit Erhaltung des ersten Moments (Erwartungswertes). Es wurde keine Quadraturformel für die PERT-Verteilung entwickelt. Eines der Ergebnisse dieser Arbeit ist die Berechnung der Gauß'schen Quadraturformel für die PERT-Verteilung.

Am Ende des Kapitels wurde der gesamte Prozess der Modellierung der Gesamtdauer des Projektes anhand des Beispiels des Forschungsprojektes dargestellt.

Kapitel 5

Berücksichtigung von weiteren Faktoren bei der Projektplanung

Ich habe beschlossen, für immer zu leben. Bisher läuft alles nach Plan.

Eine alte Anekdote zum Thema Risikomanagement

Die Projektdauer ist insgesamt von drei Arten von Unsicherheiten abhängig: die Unsicherheit des Prozessmodells aufgrund der unsicheren Beurteilung der Bearbeitungsdauer von Aufgaben durch die konkreten Bearbeiter, die ungenaue Bewertung der Ausnutzung von Ressourcen im Projekt und die unsicheren Entscheidungen von Prozessalternativen aufgrund des Grades der persönlichen Überzeugung. Die erste Unsicherheit wurde schon mit der Anwendung von Bayes'schen Netzen berücksichtigt. In diesem Kapitel werden die anderen zwei Arten der Unsicherheit betrachtet sowie die Techniken ihre Bewertung und Integration im vorgeschlagenen Modell.

Die Bewertung der Ressourcennutzung ist kompliziert, da sie eine andere Art von Unsicherheit beinhaltet, die so genannte Ungenauigkeit der Informationen. Die Abhängigkeiten zwischen solchen Variablen sind in der Regel sprachlich formuliert, z.B. "wenn der Parameter A hoch ist, dann...". Es ist jedoch nicht offensichtlich, wie der spezifische Wert dieses Parameters die gegebene Bedingung erfüllt. Die Fuzzy-Logik bietet das Konzept, eine Zugehörigkeit eines bestimmten Parameterwertes zu sprachlich definierten Bedingungen zu schätzen. Dieses Konzept unterstützt auch die Fuzzy Inferenz basierend auf den im Kapitel 3 beschriebenen Regeln (Siehe S. 44). Dies unterscheidet sich jedoch von der probabilistischen Schlussfolgerung, wie es bereits erwähnt wurde (Siehe S. 40). Aber eine begrenzte Klasse von Fuzzy-Inferenzsystemen kann mit Bayes'schen Netzen modelliert werden. Methoden dazu werden in diesem Kapitel weiter ausgeführt.

Die Behandlung der letzten Art von Unsicherheit ist schwer zu automatisieren. Sie kann jedoch von einem Manager mithilfe aller in dieser Arbeit vorgestellten Konzepte bewertet werden. Die Funktionsweise des vorgeschlagenen Modells wird in diesem Kapitel beschrieben. Dabei wird auch der Ansatz der Verarbeitung unerwarteter Ereignisse, z.B. ungeplanter Verzögerungen bei der Aufgabe, berücksichtigt.

Die nächste wichtige Frage, die sich während der Modellierung stellt, ist, wie stark eine Schätzung sich von anderer unterscheidet. Dafür soll ein Ähnlichkeitsmaß eingeführt werden. Populäre Ähnlichkeitsmaße werden überprüft, ihre Vor- und Nachteile werden beschrieben.

5.1 Ressourcennutzung

Einige Ressourcen in einem Projekt können zu einem konkreten Zeitpunkt nur für eine Aufgabe verwendet werden, einige können mehrere Aktivitäten nebenläufig ausführen. Dies beeinflusst, wie effektiv diese Ressourcen zum Projekterfolg beitragen können. In diesem Abschnitt wird beschrieben, wie eine Zeitplanung mit Ressourcen erstellt werden kann, die an mehreren Projekten teilnehmen und in ihnen zeit- und arbeitsteilig genutzt werden sollen. Die Entscheidungen über die zeitliche alternative Nutzung von Ressourcen haben Auswirkungen auf das Folgeverhalten bzgl. Parallelität und damit auch auf die daraus resultierenden Ablaufvarianten. Die Ressourcennutzung enthält eine andere Art von Unsicherheit, die nicht mit der Anwendung der Wahrscheinlichkeitstheorie berücksichtigt werden kann. Dafür kann man die Fuzzy-Logik verwenden. So ist es notwendig die Konzepte der Wahrscheinlichkeitstheorie an die Fuzzy-Logik anzupassen, um die Entscheidungen unter Verwendung von unscharfen Daten zu treffen. Diese zusätzliche Information bewertet, wie stark die Ressourcen in einer bestimmten Aufgabe oder einem Projekt beteiligt sind.

Die Fuzzy-Inferenz stellt eine weitere Art der Unsicherheit dar, diese kann als die Ungenauigkeit einer Beobachtung interpretiert werden [SB04]. Die Fuzzy-Inferenz kann nicht direkt in Bayes'sche Netze integriert werden, weil letztere auch ohne Evidenz (Beobachtung) eine A-posteriori-Wahrscheinlichkeitsverteilung liefern können. Eine weitere Schwierigkeit ist eine Tatsache, dass die Summe aller möglichen Ergebnisse nicht zwangsläufig eins werden muss. Sie durchbricht die Grenzen der Wahrscheinlichkeitstheorie und macht es unmöglich, diese Informationen direkt zu nutzen.

5.1.1 Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Variablen ohne Apriori-Kenntnisse

Mit den zuvor getroffenen Annahmen (Siehe S. 46) ist es möglich, die Wahrscheinlichkeit auszudrücken, dass eine linguistische Variable X ein Ergebnis x_i mit einer Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{x_i}(x)$ in Form einer Wahrscheinlichkeitsverteilung erhält:

$$p(X \in x_i; \mu_{x_i}(x)) = \sum_x \left[1 + \frac{L(x \notin x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \notin x_i)}{L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \in x_i)} \right]^{-1} \cdot p(x) \quad (5.1)$$

Im Falle einer kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung wird die obige Formel als Integral umgeschrieben:

$$p(X \in x_i; \mu_{x_i}(x)) = \int_x \left[1 + \frac{L(x \notin x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \notin x_i)}{L(x \in x_i; \mu_{x_i}(x))p(x \in x_i)} \right]^{-1} \cdot p(x) dx \quad (5.2)$$

Der Ausdruck $p(x)$ zeigt eine Wahrscheinlichkeit, einen konkreten Wert x zu wählen. Zur Vereinfachung wird davon ausgegangen, dass alle Werte nach Uniformverteilung verteilt werden, sodass jeder Wert x gleiche Wahrscheinlichkeit besitzt. Später wird gezeigt, wie diese Technik auf eine breitere Klasse von Verteilungen angewendet werden kann.

Der Ausdruck $p(x \in x_i)$ zeigt die A-priori-Expertenschätzung, dass die linguistische Variable X ihren Zustand x_i für einen Wert x annimmt. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass die Wahrscheinlichkeit, jeden Zustand mit einer Zugehörigkeitsfunktion ungleich Null zu wählen, in jedem Punkt gleich ist.

Das Integral über $p(x)$ über das gesamte Universum sollte gleich eins werden. Der Begriff Universum in der Fuzzy-Logik wird Diskursdomäne genannt. Das heißt, dass das gesamte Integral für die Uniformverteilung in mehrere Teile aufgeteilt werden kann, die mit ihrem Anteil in der gesamten Verteilung gewichtet sind.

Um die Wahrscheinlichkeitsmaße von unscharfen Mengen in Bayes'sche Netze zu integrieren, sollen diese Mengen im gesamten Universum definiert werden. Das bedeutet, dass für jeden Wert x mindestens ein Zustand x_i der linguistischen Variablen X mit ihrer Zugehörigkeitsfunktion größer als Null vorhanden werden soll.

Veranschaulicht wird dies an folgendem Beispiel. Die linguistische Variable EP modelliert eine subjektive Schätzung des Beteiligungsgrades eines Bearbeiters an einer Aufgabe. Diese

Variable ist auf einer Domain $[20, 120]$ definiert und kann die Zustände N (niedrig), M (mittel) oder H (hoch) gemäß den folgenden Zugehörigkeitsfunktionen annehmen:

$$\begin{aligned}\mu_N(x) &= \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \leq 50, \\ \frac{70-x}{20}, & \text{wenn } 50 \leq x \leq 70, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \\ \mu_M(x) &= \begin{cases} \frac{x-50}{10}, & \text{wenn } 50 \leq x \leq 60, \\ 1, & \text{wenn } 60 \leq x \leq 95, \\ \frac{110-x}{15}, & \text{wenn } 95 \leq x \leq 110, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \\ \mu_H(x) &= \begin{cases} 0, & \text{wenn } x \leq 90, \\ \frac{100-x}{10}, & \text{wenn } 90 \leq x \leq 100, \\ 1, & \text{sonst} \end{cases}\end{aligned}\tag{5.3}$$

Dies ist eine häufig verwendete Zugehörigkeitsfunktion, die Trapezfunktion (Abb. 5.1). Zusammen mit der Dreiecksfunktion gehört diese zur Klasse der abschnittsweise definierten Funktionen).

Dann kann die Wahrscheinlichkeit, dass EP den Zustand N annimmt, durch das folgende Integral dargestellt werden:

$$p(EP \in N; \mu_N(x)) = \int_{20}^{120} \left[1 + \frac{L(x \notin N; \mu_N(x))p(x \notin N)}{L(x \in N; \mu_N(x))p(x \in N)} \right]^{-1} \cdot p(x) dx \tag{5.4}$$

Es kann festgestellt werden, dass $\mu_N(x) = 0, \forall x \geq 70$, sodass die Wahrscheinlichkeit, dass die linguistische Variable EP ihren Zustand N auf diese Werte annimmt, gleich Null ist. Dieser Ausdruck kann weiter vereinfacht werden, wenn man bedenkt, dass $\mu_N(x)$ die einzige Zugehörigkeitsfunktion ist, die positiv für $x \leq 50$ ist:

$$\begin{aligned}p(EP \in N; \mu_N(x)) &= \int_{20}^{50} p(x) dx + \\ &\int_{50}^{70} \left[1 + \frac{L(x \notin N; \mu_N(x))p(x \notin N)}{L(x \in N; \mu_N(x))p(x \in N)} \right]^{-1} \cdot p(x) dx\end{aligned}\tag{5.5}$$

5 Berücksichtigung von weiteren Faktoren bei der Projektplanung

Unter der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit, jeden Zustand mit einer Zugehörigkeitsfunktion ungleich Null zu wählen, für jeden Wert gleich ist und der Ausdruck $\frac{L(x \notin N; \mu_N(x))p(x \notin N)}{L(x \in N; \mu_N(x))p(x \in N)}$ eine Flächenration der Funktion $\mu_N(x)$ und andere Zugehörigkeitsfunktionen darstellt (Abb.

5.2), kann das Integral neu geschrieben werden:

$$p(EP \in N; \mu_N(x)) = \int_{20}^{50} p(x)dx + \int_{50}^{70} \frac{8 \cdot p(x)}{100} dx = 0.3 + 0.08 = \frac{418}{1100} \quad (5.6)$$

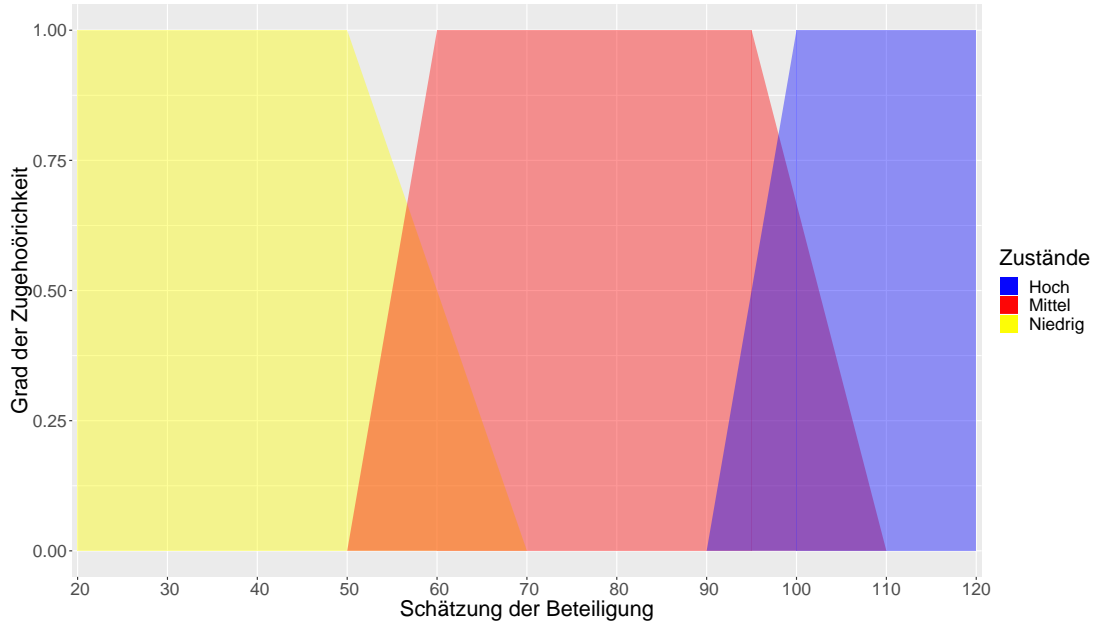


Abbildung 5.1 – Linguistische Variable EP

Der gleiche Ansatz kann für die Zustände M und H wiederholt werden:

$$\begin{aligned} p(EP \in M; \mu_M(x)) &= \int_{20}^{120} \left[1 + \frac{L(x \notin M; \mu_M(x))p(x \notin M)}{L(x \in M; \mu_M(x))p(x \in M)} \right]^{-1} \cdot p(x)dx = \\ &= \int_{50}^{70} \left[1 + \frac{L(x \notin M; \mu_M(x))p(x \notin M)}{L(x \in M; \mu_M(x))p(x \in M)} \right]^{-1} \cdot p(x)dx \\ &+ \int_{70}^{90} p(x)dx + \int_{90}^{110} \left[1 + \frac{L(x \notin M; \mu_M(x))p(x \notin M)}{L(x \in M; \mu_M(x))p(x \in M)} \right]^{-1} \cdot p(x)dx = \\ &= \int_{50}^{70} \frac{3 \cdot p(x)}{5} dx + \int_{70}^{90} p(x)dx + \int_{90}^{110} \frac{5 \cdot p(x)}{11} dx = \frac{452}{1100} \end{aligned} \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned}
 p(EP \in H; \mu_H(x)) &= \int_{20}^{120} \left[1 + \frac{L(x \notin H; \mu_H(x))p(x \notin H)}{L(x \in H; \mu_H(x))p(x \in H)}\right]^{-1} \cdot p(x)dx = \\
 &= \int_{90}^{110} \left[1 + \frac{L(x \notin H; \mu_H(x))p(x \notin H)}{L(x \in H; \mu_H(x))p(x \in H)}\right]^{-1} \cdot p(x)dx + \int_{110}^{120} p(x)dx = \\
 &= \int_{90}^{110} \frac{6 \cdot p(x)}{11}dx + \int_{110}^{120} p(x)dx = \frac{120}{1100} + \frac{110}{1100} = \frac{230}{1100}
 \end{aligned} \tag{5.8}$$

Basierend auf diesen Berechnungen stellt sich die A-priori-Wahrscheinlichkeit der Ergebnisse der linguistischen Variable EP wie folgt dar:

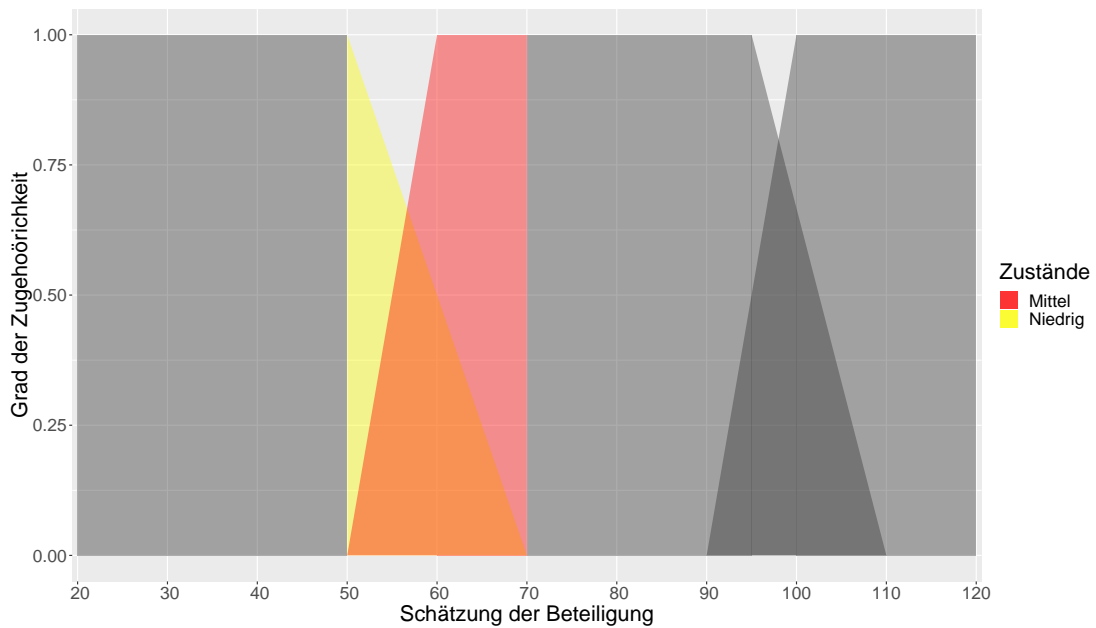


Abbildung 5.2 – Graphische Darstellung des zweiten Integrals

EP	N	M	H
	$\frac{418}{1100}$	$\frac{452}{1100}$	$\frac{230}{1100}$

5.1.2 Wahrscheinlichkeitsmaß von Fuzzy-Variablen mit Apriori-Kenntnisse

Wenn es eine Informationen über die Verteilung einer bestimmten linguistischen Variable vorliegen, dann ist die Methode zur Berechnung ihres Wahrscheinlichkeitsmaßes komplexer. Jeder Fall sollte separat behandelt werden, dennoch ist es möglich, einige Eigenschaften zu erkennen, die in allen Fällen üblich sind.

Die folgende Methode hat eine Einschränkung, dass eine Wahrscheinlichkeitsverteilung nur auf dem Diskursuniversum definiert werden soll. Für die Verteilung, die auf der gesamten realen Linie unterstützt wird, ist es möglich, die Restwahrscheinlichkeit zu den Punkten an der Universumsgrenze zuzuordnen.

Sei TA eine linguistische Variable, die die technische Ausrüstung modelliert, die einer bestimmten Aufgabe zur Verfügung steht. Diese Variable ist in der Domäne $[20, 120]$ definiert und kann drei Zustände annehmen: H (hoch), M (mittel) und U (unzureichend). Ihre Zugehörigkeitsfunktionen sind, wie folgt, definiert:

$$\begin{aligned}\mu_U(x) &= \exp\left(-\frac{(25-x)^2}{450}\right) \\ \mu_M(x) &= \exp\left(-\frac{(70-x)^2}{200}\right) \\ \mu_H(x) &= \exp\left(-\frac{(115-x)^2}{800}\right)\end{aligned}\tag{5.9}$$

Diese Zugehörigkeitsfunktionen sind definiert als häufig verwendete Gauß'sche Zugehörigkeitsfunktionen (Abb. 5.3). Es sollte dabei nicht mit der Gauß'schen Wahrscheinlichkeitsverteilung verwechselt werden. Die Gauß'sche Zugehörigkeitsfunktionen hat immer einen Maximalwert von eins. Sie gehört zur Klasse der symmetrischen glatten Zugehörigkeitsfunktionen zusammen mit einer generalisierten Glockenfunktion (generalized Bell function).

Sei die Wahrscheinlichkeit, einen bestimmten Wert x zu wählen, nach dem Gauß'schen Verteilungsgesetz mit dem Erwartungswert 85 und der Varianz 20 verteilt (Abb. 5.4). Die Formel für diese Wahrscheinlichkeitsverteilung ist wie folgt:

$$p(x) = \frac{1}{20 \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(x-85)^2}{800}}\tag{5.10}$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass sich TA im Zustand H befindet, kann mit der folgenden Formel berechnet werden:

$$p(TA \in H; \mu_H(x)) = \int_x \left[1 + \frac{L(x \notin H; \mu_H(x))p(x \notin H)}{L(x \in H; \mu_H(x))p(x \in H)}\right]^{-1} \cdot p(x)dx\tag{5.11}$$

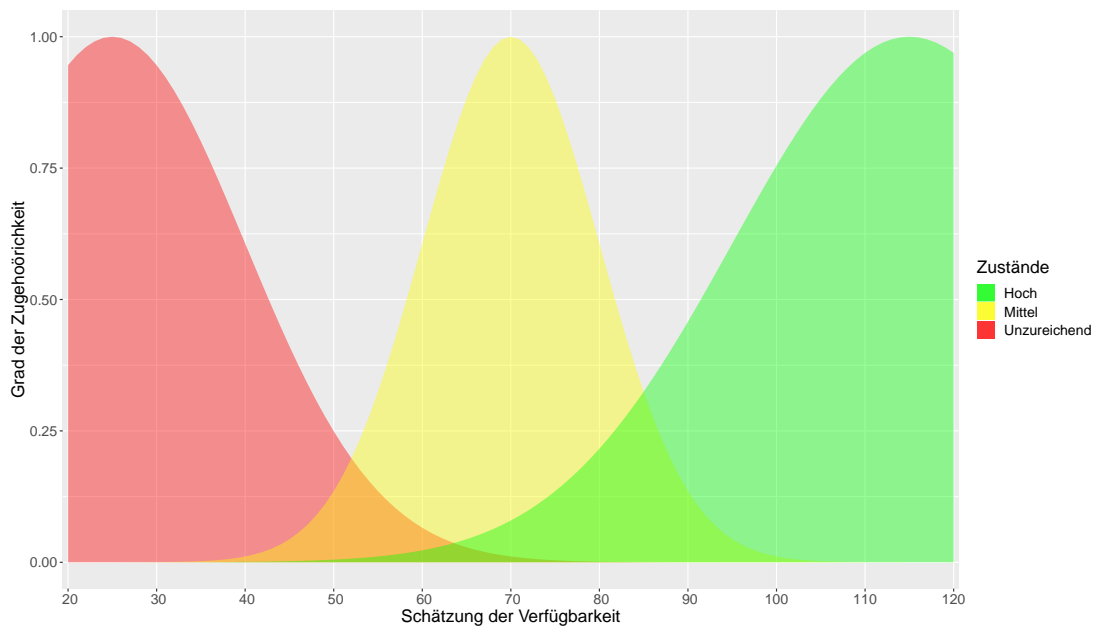


Abbildung 5.3 – Linguistische Variable TA

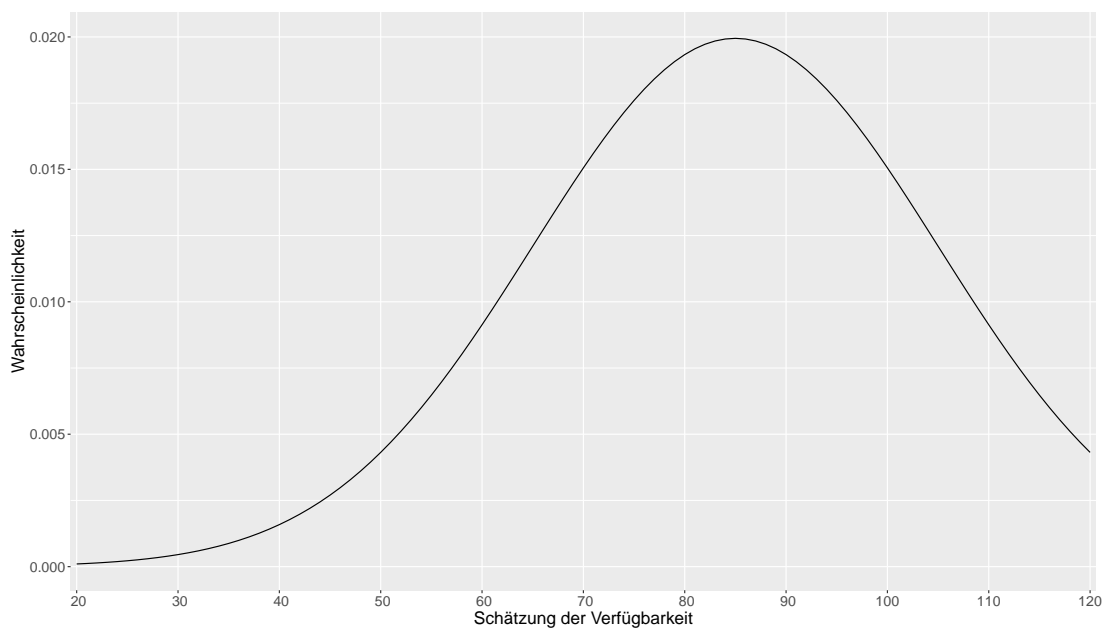


Abbildung 5.4 – Gauß'sche Verteilung für die technische Ausrüstung

Da alle drei Zugehörigkeitsfunktionen innerhalb ihrer Domäne nicht auf Null zurückgehen, kann dieses Integral nicht wie im vorherigen Abschnitt vereinfacht werden. Die Wahrscheinlichkeit, dass TA nicht den Zustand H für einen bestimmten Wert x annimmt, ist die Summe der Zugehörigkeitsfunktionen anderer Zustände für diesen Wert. $p(x)$ ist für die

gesamte reelle Linie definiert, jedoch ist die linguistische Variable nur für $[20, 120]$ definiert. Daher sollte das obige Integral in drei Integrale unterteilt werden:

$$\begin{aligned}
 p(TA \in H; \mu_H(x)) &= \int_{-\infty}^{20} \left[1 + \frac{\mu_U(0) + \mu_M(0)}{\mu_H(0)}\right]^{-1} \cdot p(x) dx \\
 &+ \int_{20}^{120} \left[1 + \frac{\mu_U(x) + \mu_M(x)}{\mu_H(x)}\right]^{-1} \cdot p(x) dx \\
 &+ \int_{120}^{\infty} \left[1 + \frac{\mu_U(100) + \mu_M(100)}{\mu_H(100)}\right]^{-1} \cdot p(x) dx
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

Wird das erste Integral separat betrachtet:

$$\begin{aligned}
 \int_{-\infty}^{20} \left[1 + \frac{\mu_U(20) + \mu_M(20)}{\mu_H(20)}\right]^{-1} \cdot p(x) dx &= \left[1 + \frac{\mu_U(20) + \mu_M(20)}{\mu_H(20)}\right]^{-1} \\
 \times \int_{-\infty}^{20} p(x) dx &\approx 10^{-8} \int_{-\infty}^{20} p(x) dx
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

$p(x)$ ist eine Wahrscheinlichkeitsverteilung, sodass ihr Integral ihre Verteilungsfunktion (CDF) ist. Bei Anwendung von CDF für die Gauß'sche Verteilung wird dieses Integral so aussehen:

$$10^{-8} \int_{-\infty}^{20} p(x) dx = \frac{10^{-8}}{2} \left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{-65}{20\sqrt{2}}\right)\right] \approx 7.68 \cdot 10^{-9} \tag{5.14}$$

Das dritte Integral kann auf die gleiche Weise gelöst werden:

$$\int_{120}^{\infty} \left[1 + \frac{\mu_U(120) + \mu_M(120)}{\mu_H(120)}\right]^{-1} \cdot p(x) dx \approx \int_{120}^{\infty} p(x) dx \tag{5.15}$$

Das obige Integral kann umgeschrieben werden, vorausgesetzt, dass es die Restwahrscheinlichkeit jenseits der rechten Grenze darstellt:

$$\left(1 - \frac{\left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{35}{20\sqrt{2}}\right)\right]}{2}\right) \approx 4 \cdot 10^{-2} \tag{5.16}$$

Das Hauptintegral kann nur direkt berechnet werden:

$$\begin{aligned} \int_{20}^{120} \left[1 + \frac{\mu_U(x) + \mu_M(x)}{\mu_H(x)}\right]^{-1} \cdot p(x) = \\ \int_{20}^{120} \frac{\exp\left(-\frac{(115-x)^2 + (85-x)^2}{800}\right)}{20\sqrt{2\pi}\left(\exp\left(-\frac{(115-x)^2}{800}\right) + \exp\left(-\frac{(70-x)^2}{200}\right) + \exp\left(-\frac{(25-x)^2}{450}\right)\right)} \approx 0.478568 \end{aligned} \quad (5.17)$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass TA den Zustand H annimmt, ist also wie folgt:

$$p(TA \in H; \mu_H(x)) \approx 7.68 \cdot 10^{-9} + 4 \cdot 10^{-2} + 0.478568 \approx 0.519 \quad (5.18)$$

Das gleiche Berechnungsverfahren sollte für die Wahrscheinlichkeiten anderer Zustände der linguistischen Variable TA durchgeführt werden:

$$\begin{aligned} p(TA \in M; \mu_M(x)) &\approx 0.422 \\ p(TA \in U; \mu_U(x)) &\approx 0.059 \end{aligned} \quad (5.19)$$

Das Integral über die Domäne kann bei abschnittsweise definierten Zugehörigkeitsfunktionen mit konstanten Teilen vereinfacht werden. Es kann auch mithilfe der Verteilungsfunktion berechnet werden.

5.1.3 Modellierung von Fuzzy-Inferenzsystemen mit Bayes'schen Netzen

Weiterhin wird ein Verfahren zur Modellierung des Ergebnisses von Fuzzy-Inferenzsystemen mit Bayes'schen Netzen in Betracht gezogen. Eine solche Modellierung schränkt jedoch das modellierte Fuzzy-Inferenzsystem ein.

Zuerst sollen die Regeln eines zu modellierenden Fuzzy-Inferenzsystems auf der Grundlage eines vollständigen Satzes von Zuständen der Fuzzy-Variablen definiert werden. Fuzzy-Inferenzsysteme können auch mit einem unvollständigen Variablensatz arbeiten, da die Summe ihrer Zugehörigkeitsgrade nicht darauf beschränkt ist, gleich eins zu werden. In ihrem ursprünglichen Konzept können Bayes'sche Netze eine solche Inferenz nicht modellieren.

Zweitens soll für jeden Satz definierter Zustände nur eine Fuzzy-Regel aktiv werden. Bayes'sche Netze modellieren den Datenfluss und ohne A-priori-Informationen über die Prioritäten

der Regeln werden sie gleich gesetzt (0,5 für einen Fall von zwei Regeln). Das Fuzzy-Inferenzsystem skaliert die Unterstützung von Regeln nicht. Die Regelbasis kann jedoch minimiert werden, wenn verschiedene Kombinationen von Zuständen die gleichen Ergebnisse liefern.

Drittens kann nur die preuso-probabilistische Fuzzy-Logik (Siehe S. 41) modelliert werden, da sie UND- und ODER-Operationen auf die gleiche Weise, wie in der Wahrscheinlichkeitstheorie, realisiert.

Das oben beschriebene Fuzzy-Inferenzsystem kann mit einem Bayes'schen Netz modelliert werden. Knoten des Netzes stellen linguistische Variablen dar und Pfeile modellieren kausale Abhängigkeiten zwischen Variablen. Die Marginalwahrscheinlichkeiten für Zustände von Eingabevariablen sollen gleich $1/n$ gesetzt werden, wobei n eine Anzahl von Zuständen ist. Diese Wahrscheinlichkeiten zeigen, wie wahrscheinlich jeder Zustand der linguistischen Variable ist und nicht, wie wahrscheinlich er erkannt werden kann. Andernfalls beeinflussen anfängliche Wahrscheinlichkeiten die Wahrscheinlichkeit einer bestimmten Beobachtung. Wenn keine Beobachtungen vorliegen, soll eine Evidenz für den entsprechenden Knoten gesetzt werden, wie sie in den vorangegangenen Abschnitten berechnet wurde. Wenn es eine Beobachtung gibt, sollten die entsprechenden Knoten des Bayes'schen Netzes mit der Werte der Zugehörigkeitsfunktionen jedes Zustandes belegt werden.

Es wird die Funktionsweise dieser Modellierungsmethode anhand des folgenden Beispiels gezeigt werden. Abhängig von der Beteiligung des Bearbeiters und der technischen Ausrüstung kann eine Aufgabe früher oder später abgeschlossen werden. Die Beteiligungsebene des Bearbeiters wird mit der linguistischen Variable EP aus dem obigen Abschnitt modelliert, die drei Zustände annehmen kann: H (hoch), M (mittel) und N (niedrig). Es gibt keine Informationen darüber, wie wahrscheinlich jede Beteiligungsebene ist. Die verfügbare technische Ausrüstung ist mit der linguistischen Variable TA modelliert, die die Zustände U (ungenügend), M (mittel) und H (hoch) annimmt. Die Wahrscheinlichkeit, jeden einzelnen Wert von TA zu wählen, wird laut Gauß'sches Gesetz mit dem Erwartungswert von 85 und der Varianz von 20 verteilt.

Die Verschiebung des Abschlussdatums der Aufgabe wird mit einer linguistischen Variable AV (Aufgabenverschiebung) modelliert. Die möglichen Zustände für diese Variable sind F (früher), O (ohne Änderung) und S (später). Dieser Wert zeigt an, wie stark sich die

Aufgabe zeitlich verschoben wird. Die Zugehörigkeitsfunktionen für die Zustände sehen wir folgt aus:

$$\begin{aligned}\mu_F(x) &= \begin{cases} x + 3, & \text{wenn } -3 \leq x \leq -2 \\ -1 - x, & \text{wenn } -2 \leq x \leq -1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \\ \mu_O(x) &= \begin{cases} x + 1, & \text{wenn } -1 \leq x \leq 0 \\ 1 - x, & \text{wenn } 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \\ \mu_S(x) &= \begin{cases} x - 1, & \text{wenn } 1 \leq x \leq 2 \\ 3 - x, & \text{wenn } 2 \leq x \leq 3 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}\end{aligned}\tag{5.20}$$

Die Variable ist auf Domäne $[-3, 3]$ definiert (Abb. 5.5).

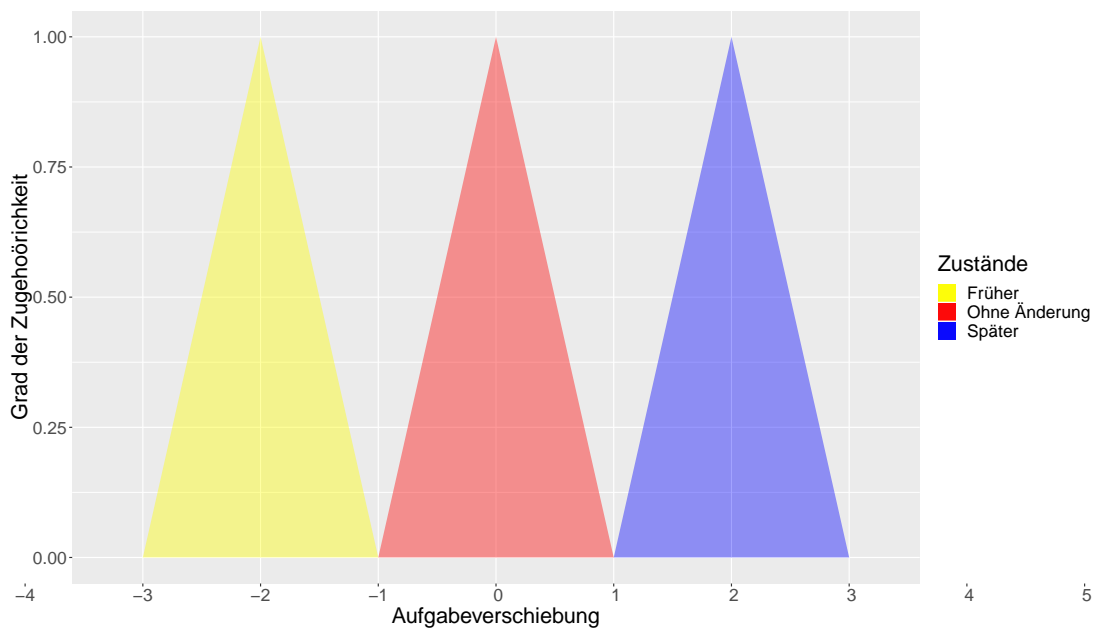


Abbildung 5.5 – Linguistische Variable AV

Außerdem sollen WENN-DANN-Regeln definiert werden. Auf der Grundlage dieser Regeln ist es möglich, die Ausgabevariable für den konkreten Wert von Eingabevariablen zu berechnen. Es gibt die folgende Regelbasis:

$$\begin{aligned} \text{Regel R1: WENN } EP = M \cap TA = U, \text{ DANN } AV = S \cup \\ \text{Regel R2: WENN } EP = M \cap TA = M, \text{ DANN } AV = S \cup \\ \text{Regel R3: WENN } EP = M \cap TA = H, \text{ DANN } AV = O \cup \\ \text{Regel R4: WENN } EP = H \cap TA = H, \text{ DANN } AV = F \cup \\ \text{Regel R5: WENN } EP = H \cap TA = M, \text{ DANN } AV = O \cup \\ \text{Regel R6: WENN } EP = H \cap TA = U, \text{ DANN } AV = O \cup \\ \text{Regel R7: WENN } EP = N, \text{ DANN } AV = S \end{aligned} \quad (5.21)$$

Das Fuzzy-Inferenzsystem stellt keine Ausgabevariable zur Verfügung, bevor konkrete Eingabewerte angegeben werden. Sei Be eine Beobachtung, dass $EP = 100$ und $TA = 70$. Dann ist es möglich, die Unterstützung jeder Fuzzy-Regel zu berechnen:

$$\begin{aligned} \mu_{R1}(Be) &= \mu_{EP=M} \cdot \mu_{TA=U} \approx 0.007 \\ \mu_{R2}(Be) &= \mu_{EP=M} \cdot \mu_{TA=M} \approx 0.667 \\ \mu_{R3}(Be) &= \mu_{EP=M} \cdot \mu_{TA=H} \approx 0.053 \\ \mu_{R4}(Be) &= \mu_{EP=H} \cdot \mu_{TA=H} \approx 0.080 \\ \mu_{R5}(Be) &= \mu_{EP=H} \cdot \mu_{TA=M} = 1 \\ \mu_{R6}(Be) &= \mu_{EP=H} \cdot \mu_{TA=U} \approx 0.011 \\ \mu_{R7}(Be) &= \mu_{EP=N} = 0 \end{aligned} \quad (5.22)$$

Anschließend werden die Unterstützungen für jeden Zustand summiert und den entsprechenden Zugehörigkeitsfunktionen der Variable AV zugeordnet (Abb.). Die Fuzzy-Ausgabe wird laut Schwerpunktmethodik defuzzifiziert und das "scharfe" Ergebnis ist 0.669.

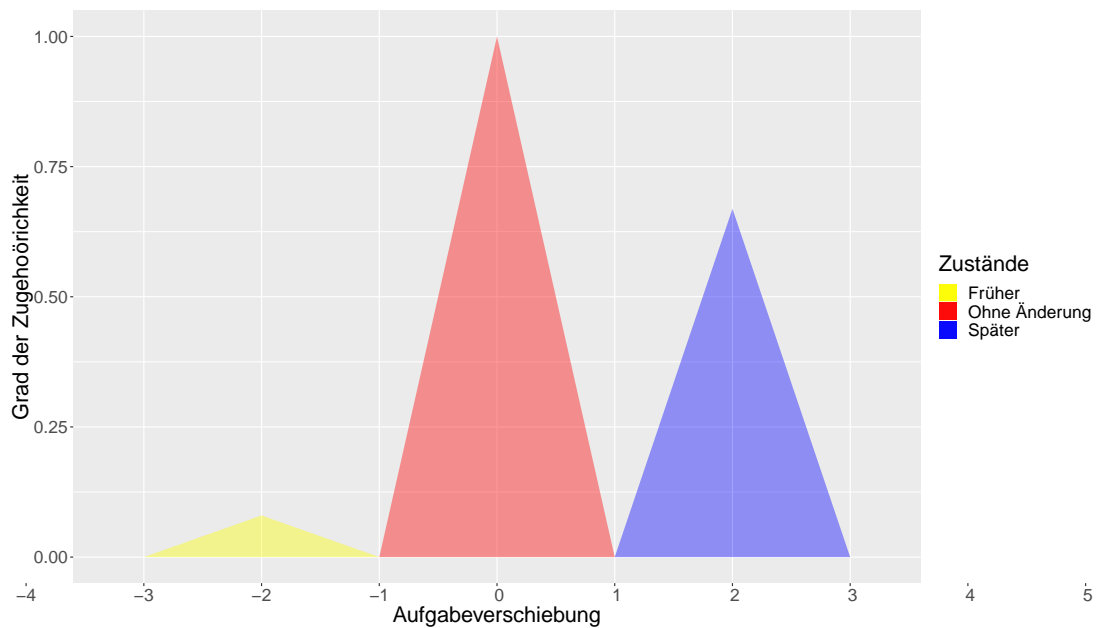


Abbildung 5.6 – Linguistische Variable AV nach Beobachtung

Dieses Fuzzy-Inferenzsystem kann mit einem Bayes'schen Netz modelliert werden, das aus drei Knoten besteht (Abb. 5.7).

Die Knoten EP und TA sollen mit gleichen Wahrscheinlichkeiten für jeden Zustand der linguistischen Variablen initialisiert werden:

EP	N	M	H
	1/3	1/3	1/3

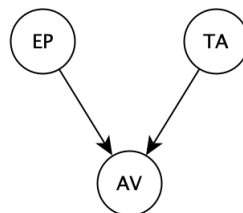


Abbildung 5.7 – Bayes'sches Netz für das Beispiel

TA	U	M	H
	1/3	1/3	1/3

Die CPT des Knotens AV soll die Fuzzy-Regelnbasis darstellen. Wenn die Regel den konkreten Zustand der linguistischen Variable AV unterstützt, nimmt diese den Wert eins an, ansonsten Null:

	AV	F	O	S
EP	TA			
N	U	0	0	1
N	M	0	0	1
N	H	0	0	1
M	U	0	0	1
M	M	0	0	1
M	H	0	1	0
H	U	0	1	1
H	M	0	1	1
H	H	1	0	1

Unter Berücksichtigung der Grenzwahrscheinlichkeiten von EP und TA kann die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung von AV wie folgt marginalisiert werden:

AV	F	O	S
	1/9	1/3	5/9

Dieses Ergebnis berücksichtigt nicht das Wahrscheinlichkeitsmaß der Fuzzy-Variablen. Um dies zu korrigieren, sollten die in den vorangegangenen Abschnitten berechneten Wahrscheinlichkeitsmaßen als Evidenz für die Fuzzy-Variablen festgelegt werden. Nach dem Setzen von Evidenzen auf die entsprechenden Knoten sieht die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit der Variablen AV wie folgt aus:

AV	F	O	S
	0.393	0.499	0.108

Wenn die Ergebnisse von Variablen beobachtet werden, sollen die bisherigen Evidenzen mit ihren Zugehörigkeitsgraden zurückgesetzt werden. Unter der Annahme, dass sich die oben genannte Beobachtung der a posteriori Wahrscheinlichkeit von AV geändert hat:

AV	F	O	S
	0.377	0.579	0.044

Der gewichtete Mittelwert dieser A-posteriori-Verteilung entspricht 0,665, was dem Ergebnis des ursprünglichen Fuzzy-Inferenzsystems nahekommt (Fehler $\approx 0,6\%$).

5.2 Anwendung des Modells für die Projektplanung

Lasse man nun die Funktionweise des beschriebenen Konzepts anhand des Beispiels aus dem vorherigen Kapitel (Siehe S. 93) darstellen. Das Modell kann um Informationen über geplante Ressourcen erweitert werden. Die Aufgabe *AS* ("Artikel schreiben") kann für die Erfahrung des Bearbeiters und der Anzahl der für die Veröffentlichung erforderlichen Seiten verfeinert werden.

Die Erfahrung des Bearbeiters lässt sich an der Anzahl der zuvor geschriebenen Arbeiten messen und nimmt die Zustände *N* (Neuling), *D* (Dilettant), *E* (Erfahrener) (Abb. 5.8) an. Es wird durch eine Variable *BE* modelliert, die auf der Domain $[0, 10]$ definiert ist und für jeden Staat die folgende Zugehörigkeitsfunktion hat:

$$\begin{aligned}\mu_N(x) &= \frac{1}{1 + (\frac{x}{2})^4} \\ \mu_D(x) &= \frac{1}{1 + (\frac{x-5}{2})^4} \\ \mu_E(x) &= \frac{1}{1 + (\frac{x-9}{3})^6}\end{aligned}\tag{5.23}$$

Die nächste Variable *SA* modelliert die Anzahl der Seiten in der Publikation. Sie ist auf $[3, 20]$ definiert und nimmt die Zustände *K* (kurz) und *V* (Volltext) gemäß den folgenden Zugehörigkeitsfunktionen ein:

$$\begin{aligned}\mu_K(x) &= \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \leq 6 \\ \frac{9-x}{3}, & \text{wenn } 6 \leq x \leq 9 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \\ \mu_V(x) &= \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \geq 12 \\ \frac{x-5}{7}, & \text{wenn } 5 \leq x \leq 12 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}\end{aligned}\tag{5.24}$$

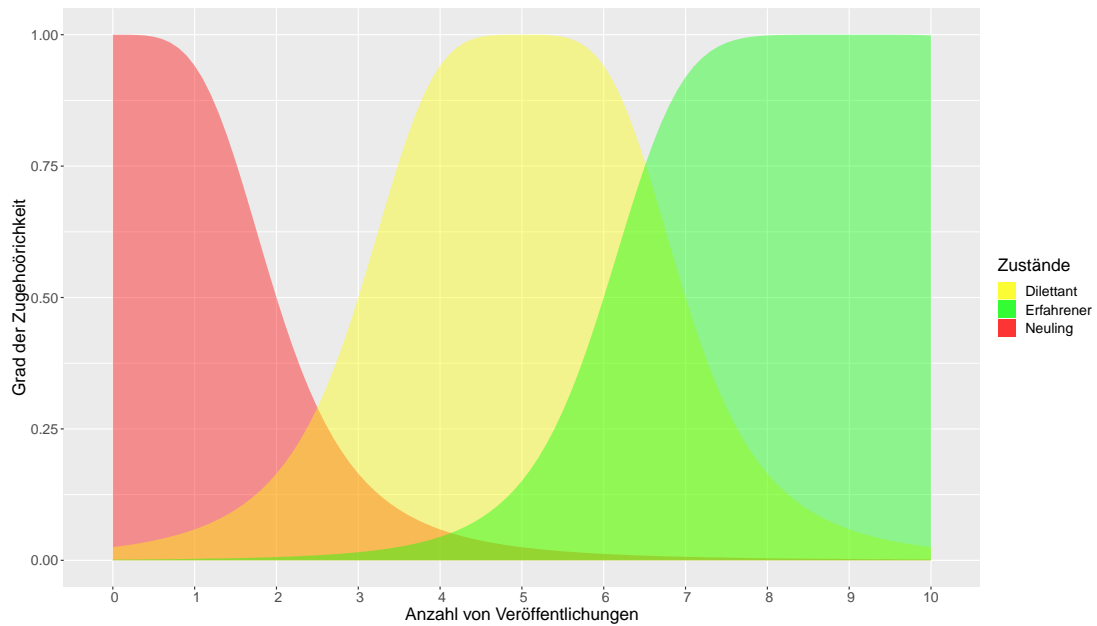


Abbildung 5.8 – Linguistische Variable BE

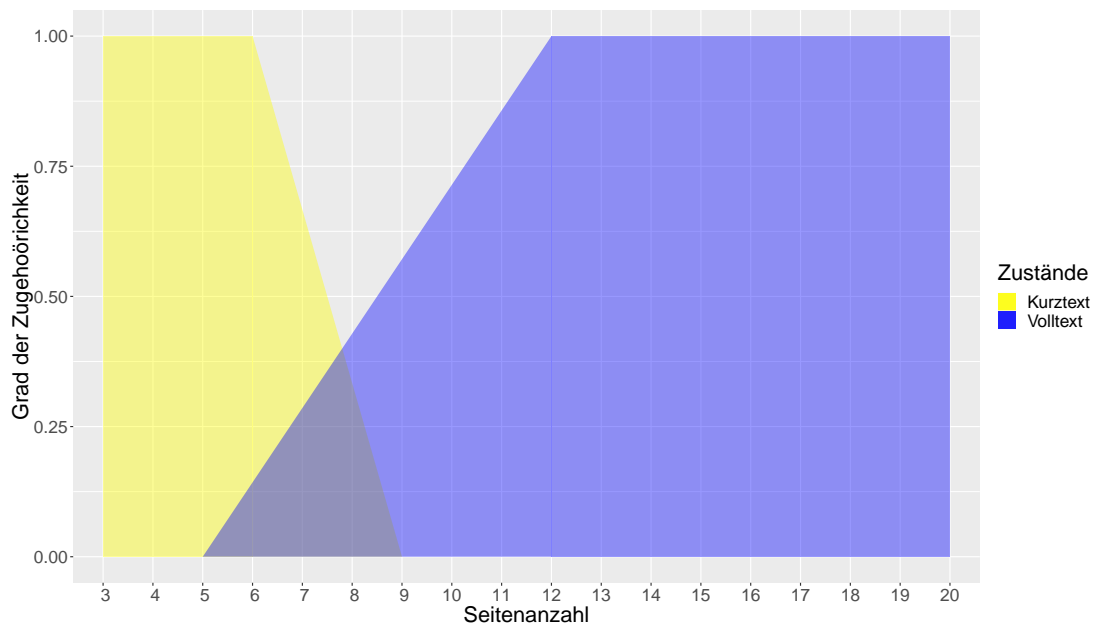


Abbildung 5.9 – Linguistische Variable SA

Abhängig von diesen Variablen kann die Aufgabenverschiebung geschätzt werden. Wie im vorherigen Abschnitt ist sie mit der Variable AV mit den Zuständen F (früher), O (ohne

5 Berücksichtigung von weiteren Faktoren bei der Projektplanung

Änderung) und S (später) modelliert. Die Schlussfolgerung über die Variable AV von den Variablen BE und SE erfolgt nach den folgenden Regeln:

- Regel R1: WENN $BE = E \cap SA = K$, DANN $AV = F \cup$
 Regel R2: WENN $BE = E \cap SA = V$, DANN $AV = O \cup$
 Regel R3: WENN $BE = D \cap SA = K$, DANN $AV = O \cup$ (5.25)
 Regel R4: WENN $BE = D \cap SA = V$, DANN $AV = S \cup$
 Regel R7: WENN $BE = N$, DANN $AV = S$

Unter Berücksichtigung der oben definierten Zugehörigkeitsfunktionen haben die Variablen BE und SA die folgenden A-priori-Wahrscheinlichkeitsverteilungen:

BE	N	D	E
	0.251	0.401	0.348

SA	K	V
	$\frac{281}{1020}$	$\frac{739}{1020}$

In dem im vorherigen Kapitel vorgestellten Bayes'schen Netz soll der Knoten AS verfeinert werden, um zusätzliche Informationen über die Aufgabenverschiebung darzustellen. Der entsprechende Teil des Netzes sieht, wie folgt, aus (Abb. 5.10). Hier modelliert der Knoten $AS2$ das Ende der Aufgabe AS nach dem Verschieben.

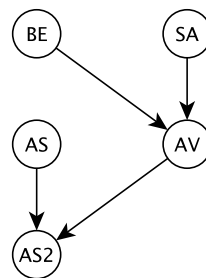


Abbildung 5.10 – Integration der Fuzzy-Inferenz ins Modell

Das gesamte Netzwerk sieht nun, wie folgt, aus (Abb. 5.12). Auch die Schätzung der Projektabschlussdaten hat sich geändert (Abb. 5.11). Die Spitzenwahrscheinlichkeiten sind kleiner und die a-Posteriori Verteilung ist glatter. Die erwartete Projektdauer ist jetzt 61.56938 Tage.

Bayes'sche Netze unterstützen zwei Arten von "Was-Wäre-Wenn"-Analysen: Prognose (Top-Down-Verfahren) und Diagnose (Bottom-Up-Verfahren). Das obige Modell zeigt die A-posteriori-Verteilung des Projektabschlussdatums, die nur auf a-Priori-Schätzungen des Experten basiert. Wenn einige Aufgaben für einen bestimmten Zeitpunkt bereits abgeschlossen sind oder so modelliert werden sollen, als wären sie bis zu diesem Zeitpunkt abgeschlossen, können diese Informationen dem Modell in Form von Evidenz zur Verfügung gestellt werden. Der Mechanismus von Evidenz in Bayes'schen Netzen wurde in Kapitel 3 (Siehe S. 34) beschrieben. Jeder Netzknoten kann nur mit einer einzigen Evidenz belegt werden. Gegebenfalls, dass nur ein Ergebnis ungleich Null ist, wird diese Evidenz als eine feste Evidenz bezeichnet und nach der Formel (3.5) berechnet.

Dieses Konzept soll anhand des obigen Beispiels veranschaulicht werden. Wenn eine Information vorliegt, dass die Aufgabe *MAV* ("Modifikation des Algorithmus vorschlagen") unbedingt durchgeführt werden muss (nur eine Option für den Knoten F_xor_MAV ist gewählt), dann wird die Schätzung für den Projektabschluss geändert (Abb. 5.13). Nun wird das Projekt höchstwahrscheinlich in 72.0694 Tagen abgeschlossen (gewichteter Mittelwert).

Die Evidenz kann auch auf die Dauer der Aufgabe angewendet werden. Sei die Situation modelliert, in der die Aufgabe *ADT* ("Algorithmus auf dem Datensatz testen") schnellstmöglich (in 2 Tagen) abgeschlossen wird. Sowie die Evidenz für den Knoten F_xor_MAV immer noch vorhanden ist. Die Verteilung für das Projektabschlussdatum wird dann geändert (Abb. 5.14), sowie die erwartete Projektdauer (70.23725 Tage).

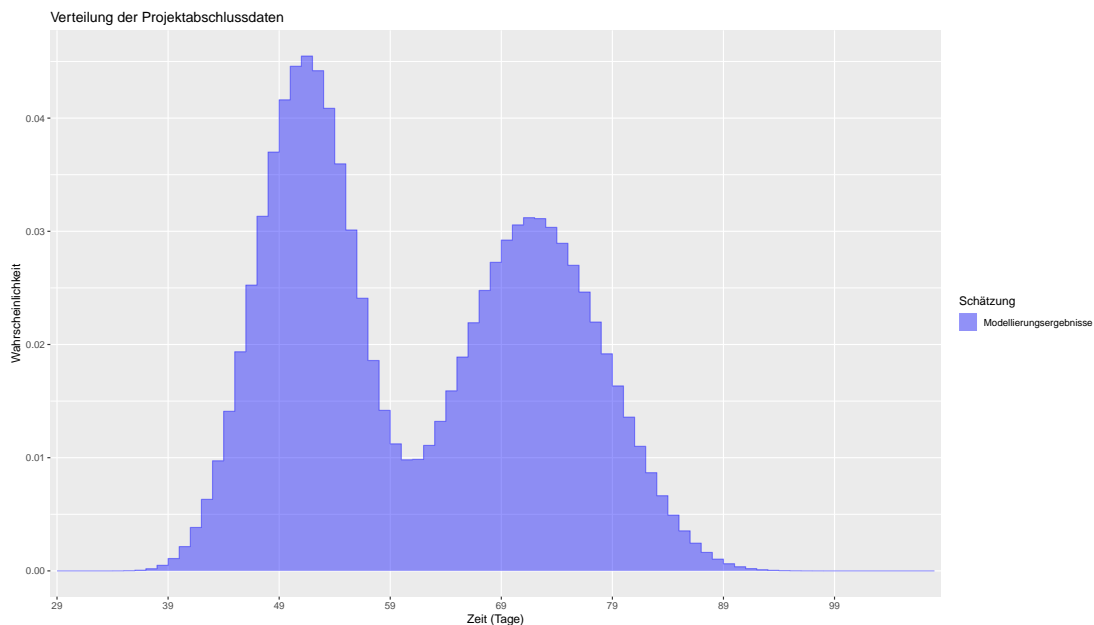


Abbildung 5.11 – Schätzungen für das Abschlussdatum des Beispielsprojektes

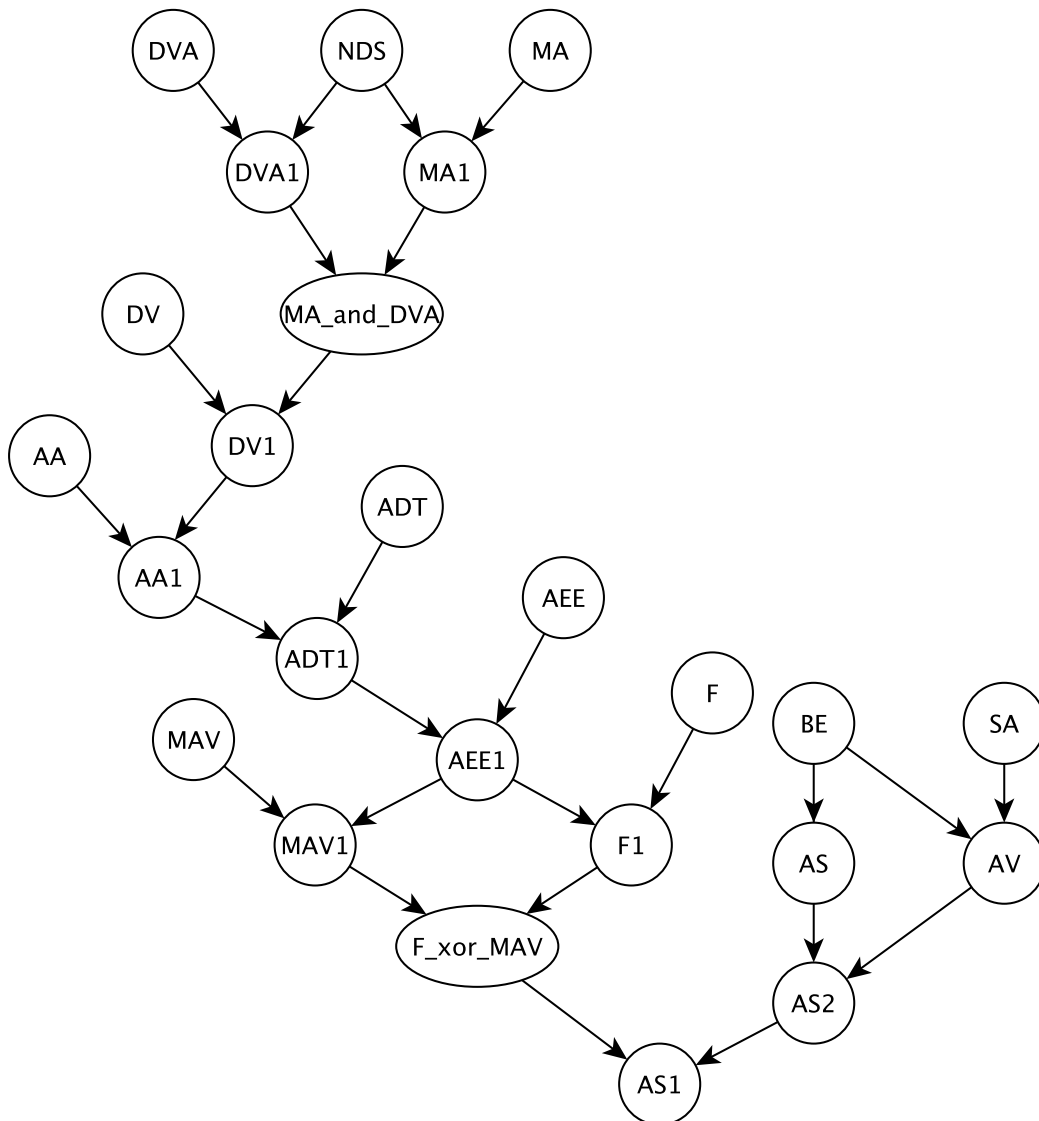


Abbildung 5.12 – Erweitertes Netz des Beispielsprojektes

Keine dieser Beobachtungen beeinflusst die Abschlusstermine von vorhergehenden Aufgaben, da sie sich von denen mit einem anderen Knoten d-separiert, der den Abschluss der entsprechenden Aufgabe modelliert (Siehe S. 35). Diese Art der Analyse (Ursachenanalyse) kann angewendet werden, um die Abschlussdaten von bereits abgeschlossenen Aufgaben zu schätzen, wenn es sonst keine Informationen über sie gibt. Um solche Analyse durchzuführen, sollten die Nachweise direkt auf dem Knoten, der das Abschlussdatum modelliert, angewendet werden. Nun wird dies anhand des Beispiels vom Knoten *ADT1*, der den Abschluss der Aufgabe *ADT* ("Algorithmus auf dem Datensatz testen") modelliert. Der Zeitplan dafür wird nach den Vorgängerknoten und dem Knoten *ADT* selbst geschätzt und

5 Berücksichtigung von weiteren Faktoren bei der Projektplanung

auf 23 bis 47 Tage festgelegt. Die Schätzung der Dauer für den Knoten *AA1* (Vorgänger des Knotens *ADT1*) sieht mit oder ohne Evidenz im Knoten *ADT* (Abb. 5.15), wie folgt, aus.

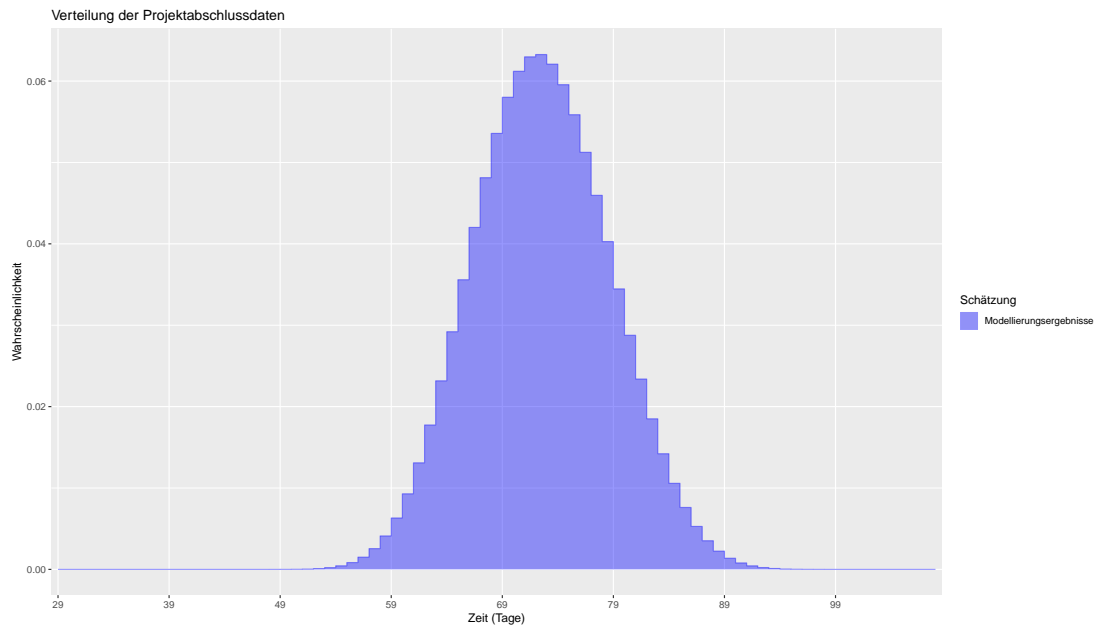


Abbildung 5.13 – Schätzungen für das Abschlussdatum mit der Evidenz (1)

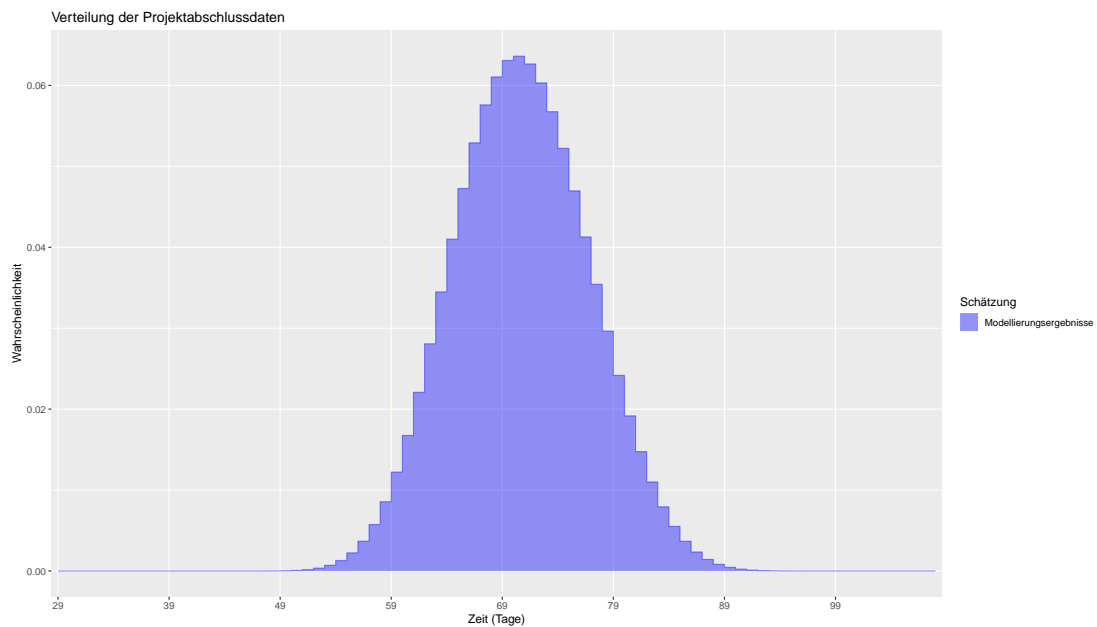


Abbildung 5.14 – Schätzungen für das Abschlussdatum mit der Evidenz (2)

Wenn der Knoten $ADT1$ mit der Evidenz für den Wert von 25 Tagen ohne Evidenz für den Knoten ADT belegt wird, sieht die A-posteriori-Verteilung für den Knoten $AA1$, wie folgt, aus (Abb. 5.16).

Wenn zusätzlich der Knoten ADT den Wert von 2 Tagen zugeordnet wird, ändert sich auch die Wahrscheinlichkeit des Knotens $AA1$ (Abb. 5.17).

Die Evidenz kann auch auf Variablen angewendet werden, die die Ressourcennutzung modellieren. Sie soll nach dem im vorherigen Abschnitt beschriebenen Algorithmus anhand ihrer Zugehörigkeitsfunktion berechnet werden. Die Evidenzen für jedes Ergebnis sollen auf den Wert der entsprechenden Zugehörigkeitsfunktion der linguistischen Variable gesetzt werden. Wenn die Evidenzen für mehrere Ergebnisse größer als Null sind, werden solche Evidenzen als virtuelle Evidenzen bezeichnet und nach Jeffreys Regel (3.8) berechnet.

Es soll die Situation modelliert werden, in der der Bearbeiter der Aufgabe AS ("Artikel schreiben") zuvor zwei Veröffentlichungen geschrieben hat und der Bericht aus acht Seiten bestehen soll. Der Wert der Zugehörigkeitsfunktionen ist, wie folgt:

$$\begin{aligned}\mu_N(x) &= \frac{1}{2} \\ \mu_D(x) &= \frac{16}{97} \\ \mu_E(x) &= \frac{729}{118378}\end{aligned}\tag{5.26}$$

$$\begin{aligned}\mu_K(x) &= \frac{2}{3} \\ \mu_V(x) &= \frac{3}{7}\end{aligned}\tag{5.27}$$

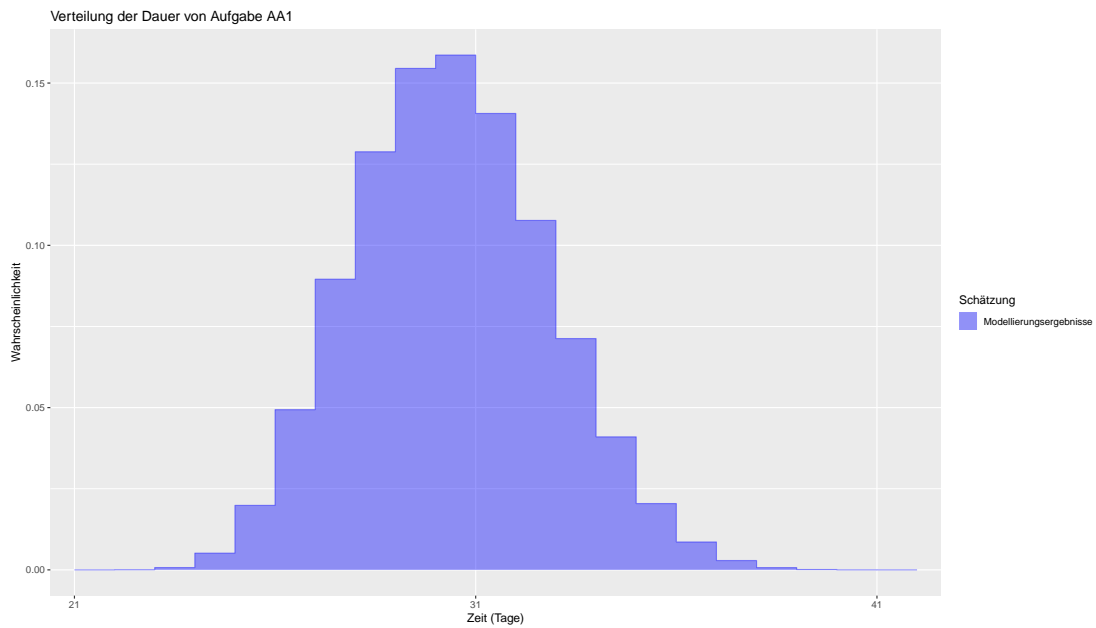


Abbildung 5.15 – Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (1)

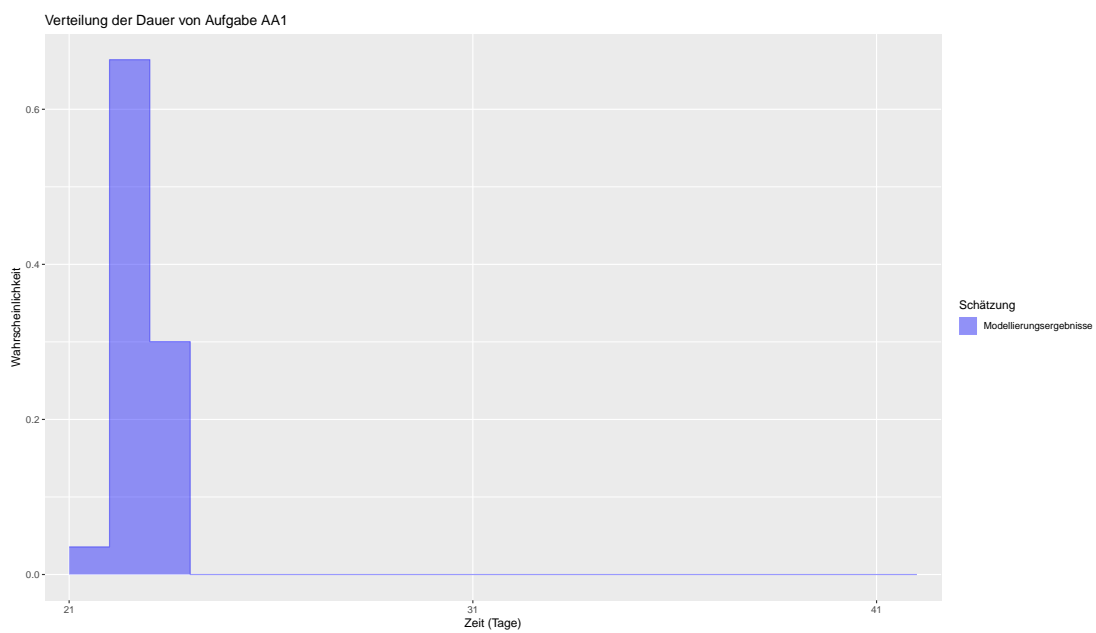


Abbildung 5.16 – Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (2)

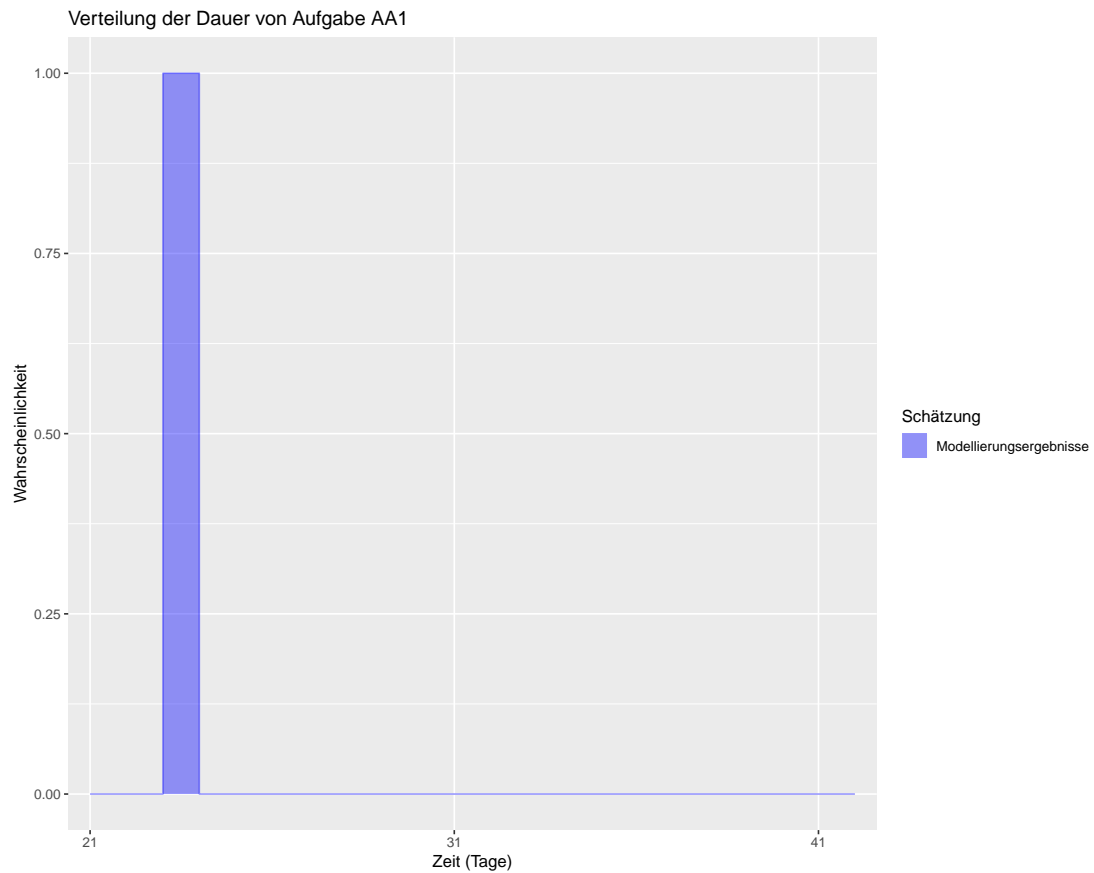


Abbildung 5.17 – Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (3)

Es gibt keine Evidenz für andere Knoten im Modell. Nach der Belegung der entsprechenden Beweise zu den Knoten *BE* und *SA* sieht die Verteilung für den Projektabschluss, wie folgt, aus (Abb. 5.18).

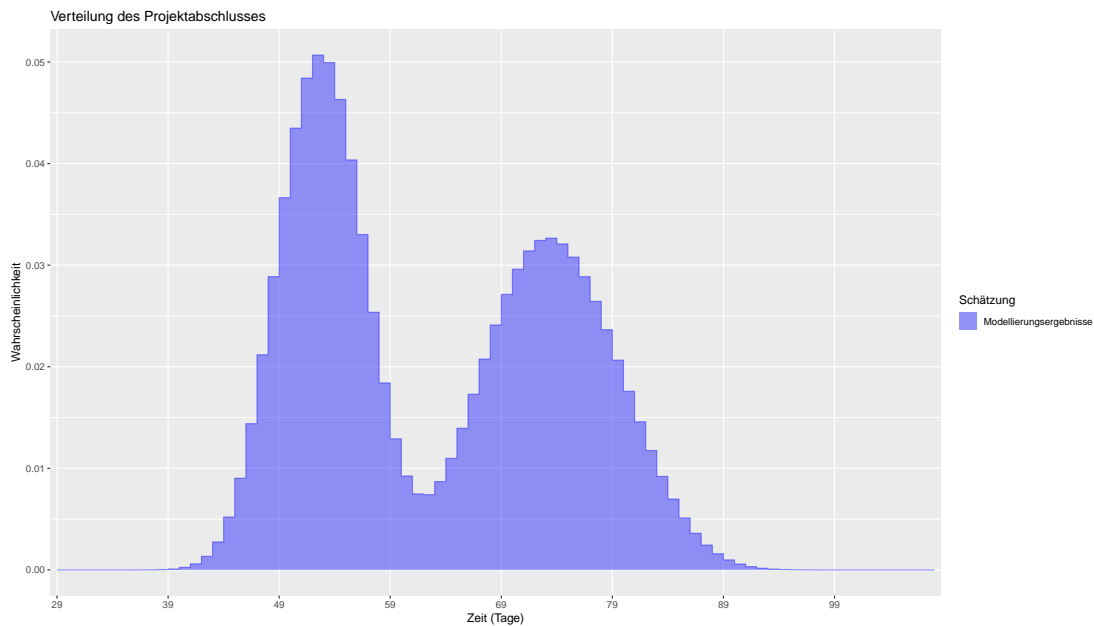


Abbildung 5.18 – Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz über Ressourcen

Modellkorrektur für ungeplante Verzögerungen

Nicht alle Situationen können vorhergesagt werden. Manchmal kommt es zu ungeplanten Verzögerungen bzw. Verkürzungen bei der Durchführung einer Aufgabe. Diese Verzögerungen können aus unterschiedlichen Gründen auftreten: externe Abhängigkeiten einer Aufgabe, Unterschätzung der Komplexität oder vorübergehende Abwesenheit eines Bearbeiters. Wenn die Dauer einer Aufgabe über den Rahmen des vorhergesehenen Zeitplans hinausgeht, kann sie im originalen Konzept der Bayes'schen Netze nicht dargestellt werden. In allgemeinem Fall führen solche Störungen zur Wiedererstellung des Bayes'schen Netzes. Es ist jedoch möglich, in einigen Fällen das Modell zu erweitern, um diese Verzögerung zu berücksichtigen.

In Anbetracht der Tatsache, dass die Dauer von zwei Aufgaben bedingt unabhängig voneinander sind, beeinflusst eine solche Störung in einer Aufgabe nur ihr Abschlussdatum und die Abschlussdaten aller folgenden Aufgaben. Es hat keinen direkten Einfluss auf die Dauer der folgenden Aufgabe direkt. Das Ergebnis des Modells kann korrigiert werden, wenn es die folgenden Voraussetzungen erfüllt werden:

- Das Modell hat keine parallelen Aufgabensequenzen oder

- Die Störung tritt vor der Parallelisierung ein, so beeinflusst es die beiden parallelen Aufgabensequenzen oder
- Eine der parallelen Aufgabensequenzen dominiert alle anderen Aufgabensequenzen. Mit anderen Worten ist in jedem Fall die Sequenz mit längster Dauer, sodass die Ergebnisse von den folgenden AND-Join nur von dieser Sequenz abhängen.

Wenn keine dieser Voraussetzungen erfüllt wird, ist die Korrektur nicht möglich und das Modell sollte neu berechnet werden. Wenn eine der oben genannten Voraussetzungen erfüllt wird, sollen zu allen Knoten im Netz ein zusätzliches Attribut für die Verzögerung zugewiesen werden. Dies wird bei der Initialisierung auf Null gesetzt. Nachdem es festgestellt wurde, dass eine Aufgabendauer entweder größer (oder kleiner) als ihre maximal (minimal) mögliche Dauer ist, soll die Evidenz für diese Aufgabe auf ihre maximal (minimal) mögliche Dauer und ihre Verzögerung auf den Rest ihrer beobachteten Dauer festgelegt werden. Wenn eine Verkürzung aufgetreten ist, hat der Rest ein negativer Wert. Danach soll die Verzögerung der Knoten, die die Abschlussdaten der folgenden Aufgaben modellieren, nach folgendem Algorithmus geändert werden:

1. Wenn die beobachtete Dauer BD für die Aufgabe X größer ist als ihre maximale geplante Dauer Pes_X , dann soll die Evidenz des entsprechenden Knotens X für Pes_X auf 1 gesetzt werden, alle anderen Ergebnisse sollten 0 zugeordnet werden.
2. Das Attribut für die Verzögerung des Knotens, der der Aufgabe X entspricht, soll auf $BD - Pes_X$ geändert werden.
3. Der Knoten X wird als der zuletzt geprüfte gespeichert.
4. Für alle Kinderknoten sollen die folgenden Schritte wiederholt werden:
 - a) Wenn der Knoten Y schon im Rahmen der Korrektur berücksichtigt oder mit einer Evidenz belegt wurde, dann stoppen.
 - b) Wenn der Knoten Y entweder Sequenz oder XOR/OR-Join modelliert, wird seine Verzögerung um $BD - Pes_X$ erhöht. Es gibt keine Unterschiede zwischen Sequenz und Alternativen in diesem Fall, weil die Aufgabe, die Verzögerung hat, beeinflusst entweder die beiden alternativen Zweige oder nur einen. Die letzte Variante bedeutet, dass die Wahl von alternativen Szenarien schon gemacht wurde.
 - c) Wenn der Knoten Y AND-Join modelliert und die Ergebnisse des zuletzt geprüften Knotens sind größer als Ergebnisse anderer paralleler Knoten, wird seine Verzögerung um $BD - Pes_X$ erhöht.

- d) Wenn der Knoten Y AND-Join modelliert und alle Ergebnisse des zuletzt geprüften Knotens sind größer als Ergebnisse anderes parallelen Knotens, wird seine Verzögerung um $BD - Pes_X$ erhöht.
- e) Wenn der Knoten Y AND-Join modelliert und alle Ergebnisse des zuletzt geprüften Knotens sind kleiner als Ergebnisse anderes parallelen Knotens, wird seine Verzögerung nicht geändert.
- f) Wenn der Knoten Y keine Kinder hat, dann stoppen. Andernfalls geht die Schleife weiter.

Nun sollen diese Verfahren anhand des obigen Beispiels dargestellt werden. Ohne Evidenz sieht die Verteilung für die Dauer des Projektes, wie folgt, aus (Abb. 5.11). Sei Be die Beobachtung, dass die Aufgabe AA ("Algorithmus auswählen") 15 Tage dauerte. Die maximale Schätzung für die Dauer betrug 12 Tage. Wenn nur eine solche Schätzung ohne Korrektur vergeben würde, würde sich die Projektdauer, wie folgt, verteilen (Abb. 5.19) und die erwartete Gesamtdauer des Projekts wäre 66,40259 Tage. Das Ergebnis dieses Modells kann mit oben genannten Algorithmus korrigiert werden, weil es kein AND-Join nach der Aufgabe AA gibt, und die Störung die beiden alternativen Sequenzen (Aufgaben MAV und F) beeinflusst. Mit der Korrektur wird das Abschlussdatum des gesamten Projekts um drei Tage verschoben (Abb. 5.20). Die erwartete Dauer beträgt nun 69,40259 Tage.

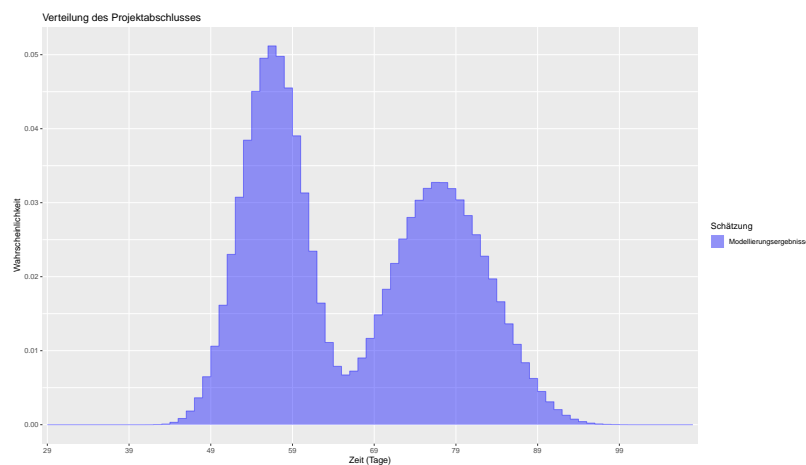


Abbildung 5.19 – Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz für AA

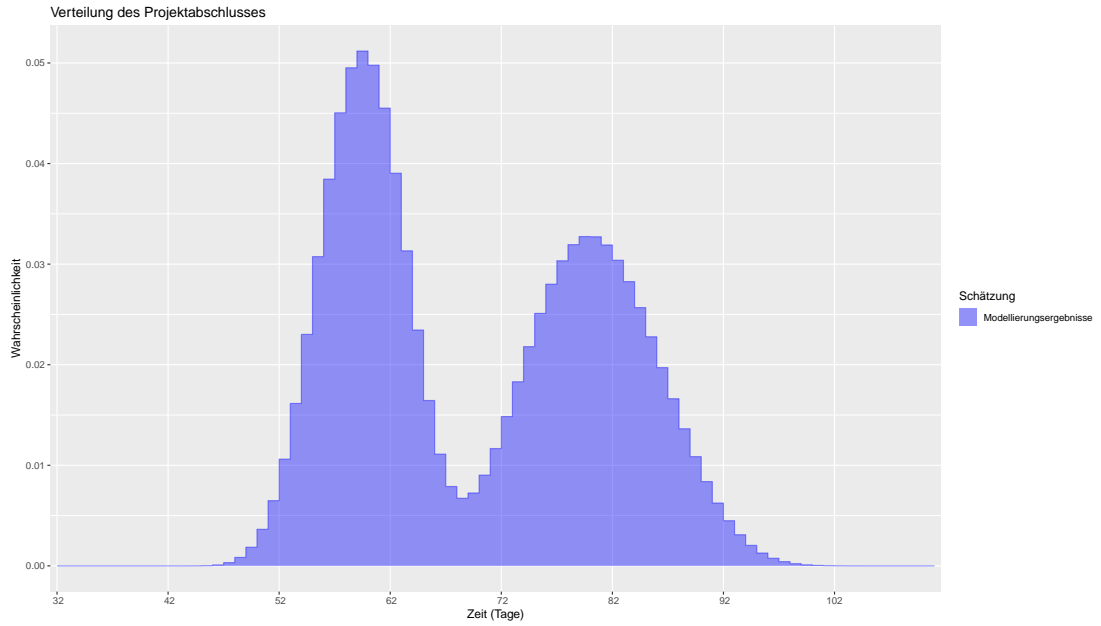


Abbildung 5.20 – Korrigierte Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz für AA

Ähnlichkeitsmaße für die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen

Um zwei Schätzungen zu unterscheiden, soll der Unterschied quantitativ dargestellt werden. Dafür soll ein Ähnlichkeitsmaß oder ein Abstand eingeführt werden. Ein Abstand kann als quantitativer Wert interpretiert werden, der die Differenz zwischen zwei Elementen einer Menge beschreibt. In diesem Fall ist ein Element eine Schätzung und eine Menge ein Raum aller möglichen Schätzungen. Ein Abstand ist eine positiv-definite Funktion $d : X \times X \rightarrow [0, \inf]$, wobei X für eine Menge steht. Ein Abstand soll die folgenden Bedingungen erfüllen:

$$\text{Nichtnegativität } d(x, y) \geq 0, \text{ for } \forall x, y \in X \quad (5.28)$$

$$\text{Identität } d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y \quad (5.29)$$

$$\text{Symmetrie } d(x, y) = d(y, x) \quad (5.30)$$

Wenn der Abstand $d(x, y)$ auch die Dreieckungleichung erfüllt, wird er als die Metrik bezeichnet:

$$d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y), \text{ for } \forall x, y, z \in X \quad (5.31)$$

Es gibt keinen einzigen goldenen Standardabstand, der auf alle Probleme angewendet werden kann [CKNS89]. Die Wahl des zu verwendenden Abstands hängt vom Ziel der Analyse ab, da der auf verschiedene Weise interpretiert werden und in verschiedenen Analysearten verwendet werden kann. Weiter werden die häufig verwendenden Ähnlichkeitsmaße vorgestellt. Ihre Funktionsweise werden anhand der drei früher in diesem Kapitel betrachteten Verteilungen: V_1 (Abb. 5.11), V_2 (Abb. 5.13) und V_3 (Abb. 5.18) dargestellt.

Euklidischer Abstand

Der Euklidische Abstand ist die am häufig benutzte Metrik zwischen zwei Vektoren. Die Verteilung des Abschlussdatums des Projektes wird damit als Vektor betrachtet, wobei jede Schätzung eine Komponente dieses Vektors ist. Aber es berücksichtigt nicht die Beschaffenheit von Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Der Euklidische Abstand wird wie folgt definiert:

$$d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{k=0}^n (x_k - y_k)^2}, \quad (5.32)$$

wobei x_k und y_k die Werte von Wahrscheinlichkeitsverteilungen x und y in einem Punkt k sind.

Die Abstände zwischen die Verteilungen V_1 , V_2 und V_3 sind, wie folgt:

$$d_E(V_1, V_2) \approx 0.167,$$

$$d_E(V_2, V_3) \approx 0.17,$$

$$d_E(V_1, V_3) \approx 0.029.$$

Supremummetrik (Kolmogorov-Abstand)

Diese Metrik rechnet den maximalen Abstand zwischen zwei Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion:

$$d_{SUP}(x, y) = \sup_k |x_k - y_k| \quad (5.33)$$

Die Metrik hat folgende Werte für die Abstände zwischen die Verteilungen V_1 , V_2 und V_3 :

$$d_{SUP}(V_1, V_2) \approx 0.483,$$

$$d_{SUP}(V_2, V_3) \approx 0.473,$$

$$d_{SUP}(V_1, V_3) \approx 0.058.$$

Die Supremummetrik mag zu ungenau erscheinen, da sie nur von der Unterschiede in einem Punkt abhängt, die maximal ist. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung auf ihrem Diskursuniversum soll jedoch zu eins summiert werden. Es ist also sehr unwahrscheinlich, dass zwei Verteilungen große maximale Unterschiede aufweisen, wenn sie ähnlich sind.

Kullback-Leibler-Divergenz

Die Kullback-Leibler-Divergenz ist ein nichtnegatives Funktional, das den Abstand zwischen zwei Verteilungen quantifiziert. Die Divergenz zwischen zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen ist definiert, wie folgt:

$$d_{KL}(x, y) = \int_K x \cdot \log \frac{x}{y} dk, \quad (5.34)$$

wobei x eine Referenzverteilung ist, die mit y verglichen wird.

Im Fall von diskreten Verteilungen wird das Integral zur Summe vereinfacht:

$$d_{KL}(x, y) = \sum_{i=1}^K x_k \cdot \log \frac{x_k}{y_k} \quad (5.35)$$

Die Basis des Logarithmus spielt in dieser Formel keine wesentliche Rolle. Ihre Wahl fixiert nur eine Maßeinheit (ähnlich der Situation bei der Berechnung der Entropie). Die Divergenz ist unsymmetrisch und erfüllt nicht die Dreieckungleichung (5.31), aber wird trotzdem häufig in der Informationstheorie verwendet. Die Abstände zwischen den Beispielwahrscheinlichkeiten werden gemäß dieser Divergenz mit der Basis des Logarithmus gleich zwei, um die Unterschiede in Bits darzustellen, die folgende Werte haben:

$$d_{KL}(V_1, V_2) \approx 5.043,$$

$$d_{KL}(V_2, V_3) \approx 0.688,$$

$$d_{KL}(V_2, V_3) \approx 0.734,$$

$$d_{KL}(V_3, V_2) \approx 4.136,$$

$$d_{KL}(V_1, V_3) \approx 0.046,$$

$$d_{KL}(V_3, V_1) \approx 0.038.$$

Alle betrachtete Ähnlichkeitsmaße sind nur für Verteilungen mit gemeinsamen Ereignisraum definiert. Die Ressourcennutzung, das Hinzufügen neuer Aufgaben zum Projektplan oder ungeplante Verzögerungen ändern das Diskursuniversum von Schätzungen. Um Verteilungen, die auf zwei verschiedenen Domänen definiert sind, zu vergleichen, soll das Ähnlichkeitsmaß auf einer Vereinigungsdomäne berechnet werden. Und jede Verteilung überall dort mit Nullen zu ergänzt, wo sie nicht definiert wurde.

5.3 Fazit

In diesem Kapitel wurde die Modellierung des Einflusses von zusätzlichen Faktoren an die Gesamtdauer des Projektes behandelt. Die Ressourcennutzung kann mithilfe von Fuzzy-Variablen beachtet werden. Fuzzy-Inferenzsysteme können unter einigen Einschränkungen direkt in ein Bayes'sches Netz integriert werden. Um dies zu erreichen, soll jede linguistische Variable dieses Systems für das gesamte Diskursuniversum definiert werden, Fuzzy-Regeln sollen die gesamte Variablenbasis umfassen.

Das nächste Problem bei der Modellierung von Fuzzy-Inferenzsystemen ist, dass die Fuzzy-Logik für eine bestimmte Beobachtung definiert ist und kein Wahrscheinlichkeitsmaß für linguistische Variablen liefert. Es wurde gezeigt, wie die Berechnung dieser Wahrscheinlichkeitsmaße in die Inferenz mit Bayes'schen Netzen integriert werden kann. Zwei Fälle wurden betrachtet: mit und ohne Kenntnis der A-priori-Verteilung der linguistischen Variable.

Anschließend wurde das Beispielprojekt aus dem vorherigen Kapitel erweitert, um die Informationen über die Ressourcennutzung zu berücksichtigen. Auf der Grundlage des erhaltenen Modells wurden zwei Arten von "Was-Wäre-Wenn"-Analysen gezeigt. Die erste ist die Kausalanalyse, die die Änderung des Abschlussdatums von Nachfolgaufgaben aufgrund der Änderung der vorherigen Aufgaben zeigt. Danach wurde der zweite Analysetyp, die

Ursachenanalyse, gezeigt. Diese Art der Analyse zeigt die geänderten Wahrscheinlichkeiten von Vorgängeraufgaben, wenn das Abschlussdatum der folgenden Aufgabe belegt wurde. Es wurde auch gezeigt, dass sie direkt auf die Knoten, die die Dauer der Aufgabe modellieren, gesetzten Evidenz weder die Abschlussdaten noch die Dauer der vorherigen Aufgaben beeinflusst, wenn das Abschlussdatum dieser Aufgabe nicht festgelegt ist. Dies passiert, weil die Dauer der Aufgaben bedingt unabhängig voneinander sind.

Danach wurde der Algorithmus der Modellkorrektur für ungeplante Verzögerungen eingeführt. Er hilft, das Modell für einen Fall anzupassen, wenn die Aufgabe mehr Zeit in Anspruch nimmt, als geplant. Der Algorithmus nutzt die Tatsache, dass die Aufgabendauer bedingt unabhängig sind. Die Verzögerung wirkt sich also nur auf die Abschlusstermine der folgenden Aufgabe aus und nicht direkt auf deren Dauer. Der Algorithmus basiert auf der Tiefensuche in Graphen.

Am Ende wurden drei häufig verwendeten Ähnlichkeitsmaße für Wahrscheinlichkeitsverteilungen untersucht. Sie helfen, die Unterschiede der Modellergebnisse zu quantifizieren. Die Wahl des anzuwendenden Maßes hängt vom Ziel der Analyse ab.

Kapitel 6

Evaluierung und Demonstration des Modells

Ohne Daten sind Sie nur eine weitere Person mit einer Meinung.

William Edwards Deming

In diesem Kapitel wird die Funktionsweise der entwickelten Technik zur Projektplanung anhand zwei laufender Forschungsprojekte dargestellt. Aus Gründen des Datenschutzes sind die Namen dieser Projekte und die Namen der Aufgaben anonymisiert. Die aktuell angewandte Planungsmethode verwendet ein Diskretisierungsintervall von einem Monat. Alle Aufgaben im Plan haben zunächst eine feste Dauer, wobei die Intervalle aus Sicht eines bestimmten Projektleiters festgelegt werden können.

Historisch gesehen werden alternative Wege im Projektplan nicht direkt vorgestellt, diese Unsicherheit ist in die Aufgabendauer integriert. Der Ressourcenverbrauch wurde zunächst in Monaten pro Ressource geplant, sodass nur ein Vergleich der geplanten Ressourcennutzung mit den aktuell verwendeten Ressourcen möglich ist. Ein Projektleiter kann den Plan jedoch mit seinen subjektiven Einschätzungen bereichern.

6.1 Forschungsprojekt A

Das erste Projekt wird in Zusammenarbeit mit 5 Partnern umgesetzt und ist für 36 Monate geplant. Das YAWL-Modell wurde aus der Projektbeschreibung zusammengefasst und sieht wie folgt aus (Abb. 6.1).

Der Projektplan besteht aus den folgenden 32 Aufgaben, die nachfolgend aufgeführt sind:

6 Evaluierung und Demonstration des Modells

Aufgabe	Minimale Dauer	Wahrscheinlichste Dauer	Maximale Dauer	Nach Aufgaben ausgeführt
A	1 Monate	3 Monate	4 Monate	–
B	2 Monate	4 Monate	5 Monate	–
C	2 Monate	3 Monate	4 Monate	–
D	3 Monate	4 Monate	5 Monate	–
E	2 Monate	2 Monate	3 Monate	A
F	4 Monate	7 Monate	8 Monate	–
G	3 Monate	4 Monate	5 Monate	A
H	3 Monate	4 Monate	9 Monate	–
I	4 Monate	5 Monate	8 Monate	D
J	2 Monate	4 Monate	5 Monate	F, H
K	2 Monate	3 Monate	4 Monate	B, C
L	2 Monate	4 Monate	7 Monate	B, C
M	2 Monate	4 Monate	5 Monate	I
N	2 Monate	3 Monate	4 Monate	I
O	2 Monate	3 Monate	4 Monate	L, M
P	1 Monate	2 Monate	2 Monate	L, M
Q	3 Monate	4 Monate	6 Monate	H
R	8 Monate	10 Monate	13 Monate	E, K, Q
S	7 Monate	9 Monate	12 Monate	E, K, Q
T	8 Monate	12 Monate	15 Monate	E, K, N, O, P, Q
U	10 Monate	13 Monate	13 Monate	E, K, Q
V	9 Monate	12 Monate	12 Monate	E, K, Q
W	11 Monate	13 Monate	14 Monate	E, K, L, M, N, Q
X	11 Monate	13 Monate	14 Monate	L, M, Q
Y	9 Monate	11 Monate	18 Monate	–
Z	9 Monate	11 Monate	18 Monate	–
AA	8 Monate	11 Monate	12 Monate	G, H
AB	7 Monate	10 Monate	13 Monate	H, J
AC	7 Monate	10 Monate	13 Monate	H
AD	3 Monate	5 Monate	7 Monate	X, AC
AE	9 Monate	12 Monate	14 Monate	Q
AF	1 Monate	2 Monate	4 Monate	R, S, T, U, V, W, Y, Z, AA , AB, AD, AE

Join133	R, S, T, U
Join134	R, S, T, U, V
Join135	R, S, T, U, V, W
Join136	R, S, T, U, V, W, Y
Join137	R, S, T, U, V, W, Y, Z
Join138	R, S, T, U, V, W, Y, Z, AA
Join139	R, S, T, U, V, W, Y, Z, AA, AB
Join140	R, S, T, U, V, W, Y, Z, AA, AB, AD
Join141	R, S, T, U, V, W, Y, Z, AA, AB, AD, AE

Das Bayes'sche Netz für dieses Projekt besteht aus 80 Knoten und sieht folgendermaßen aus (Abb. 6.2).

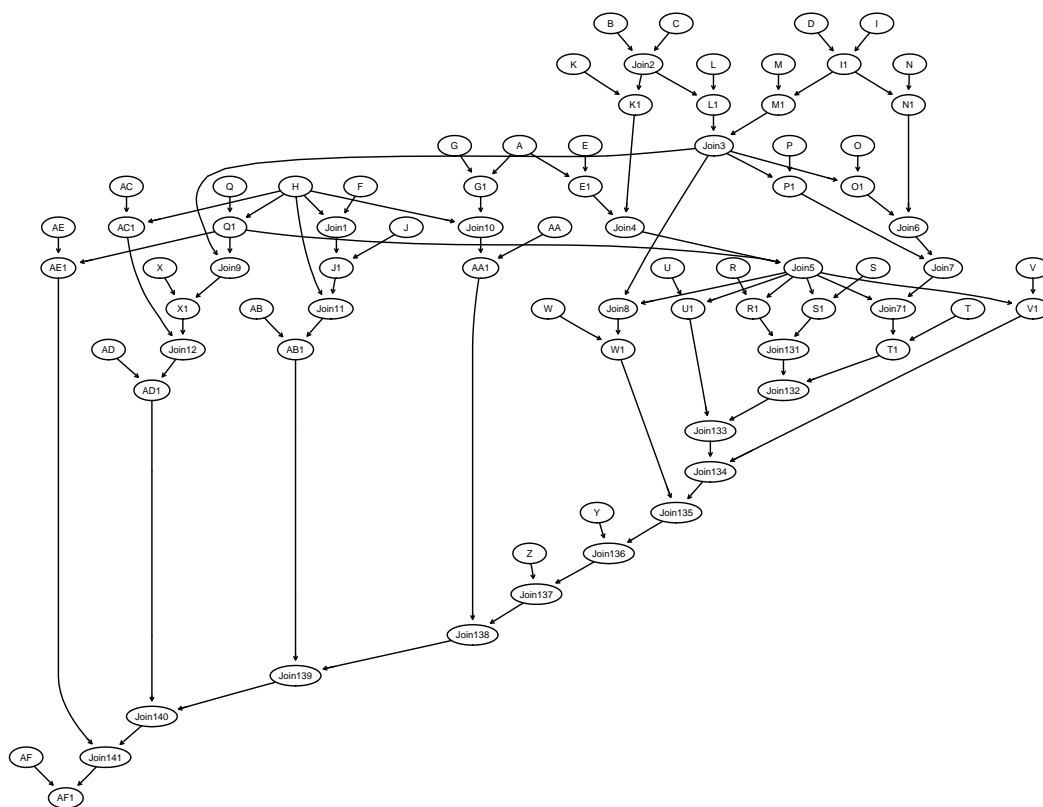


Abbildung 6.2 – YAWL-Modell des Projekts A

Die geschätzte Gesamtdauer dieses Projekts verteilt sich wie folgt (Abb. 6.3). Die Wahrscheinlichkeit, nicht später als in 36 Monaten fertig zu werden, kann als Summe aller

entsprechenden Schätzungen berechnet werden und beträgt 98,10%. Der Erwartungswert dieser Schätzung ist 33,6 Monate.

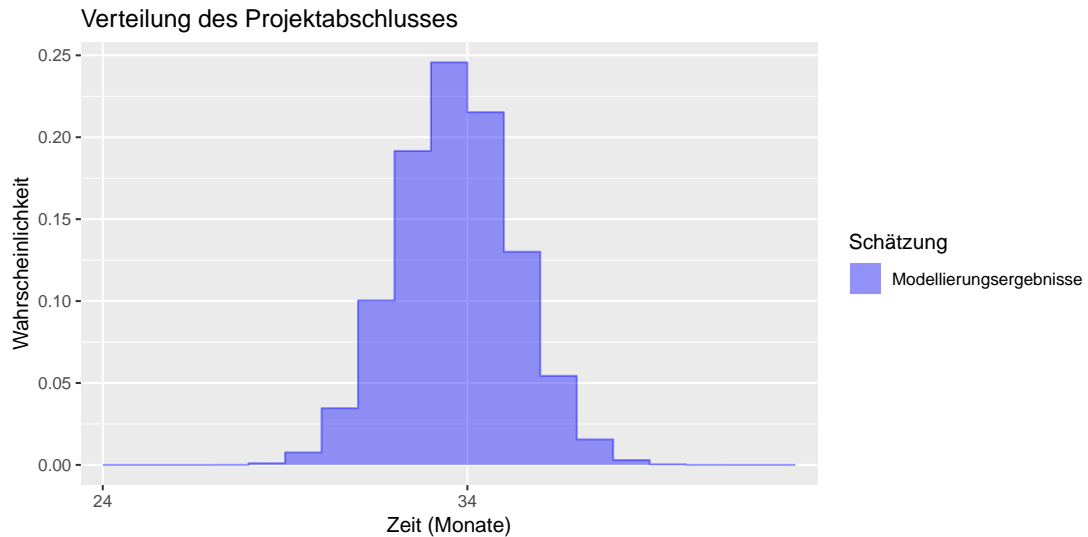


Abbildung 6.3 – Verteilung für Gesamtdauer des Projekts A

6.2 Forschungsprojekt B

Dieses Projekt ist mit einer Gesamtdauer von drei Jahren (36 Monate) geplant. Zunächst wurden alle Aufgaben mit fester Dauer geplant, sodass alle Intervalle mithilfe des Projektleiters geschätzt wurden. Der Projektplan kann mit dem folgenden YAWL-Modell (Abb. 6.4) dargestellt werden und besteht aus folgenden Aufgaben:

Aufgabe	Minimale Dauer	Wahrscheinlichste Dauer	Maximale Dauer	Nach Aufgaben ausgeführt
A	3 Monate	6 Monate	8 Monate	–
B	3 Monate	6 Monate	8 Monate	–
C	3 Monate	6 Monate	8 Monate	–
D	2 Monate	5 Monate	8 Monate	–
E	6 Monate	6 Monate	12 Monate	–
F	7 Monate	9 Monate	11 Monate	A, B
G	3 Monate	3 Monate	4 Monate	C, D
H	2 Monate	4 Monate	5 Monate	B, E
I	2 Monate	2 Monate	3 Monate	B, C, D
J	4 Monate	6 Monate	8 Monate	C

K	3 Monate	6 Monate	8 Monate	D
L	3 Monate	6 Monate	9 Monate	B, E
M	4 Monate	6 Monate	8 Monate	E
N	2 Monate	2 Monate	4 Monate	G, H
O	3 Monate	4 Monate	6 Monate	J, K, L
P	8 Monate	9 Monate	11 Monate	H
Q	9 Monate	9 Monate	12 Monate	H, I
R	4 Monate	6 Monate	7 Monate	J
S	2 Monate	4 Monate	5 Monate	N, O, P, Q, R
T	2 Monate	3 Monate	5 Monate	N, O, P, Q
U	2 Monate	3 Monate	3 Monate	N, O, P, Q
V	4 Monate	6 Monate	7 Monate	F, M, S
W	2 Monate	3 Monate	4 Monate	T, U, V
X	1 Monate	2 Monate	2 Monate	W

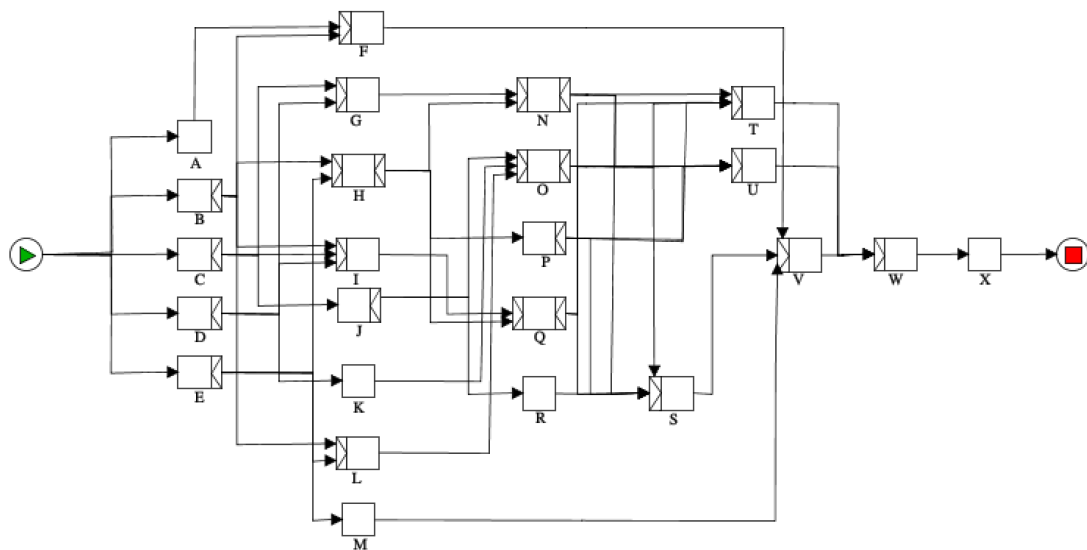


Abbildung 6.4 – YAWL-Modell des Projekts B

Die zusätzlichen Knoten zur Modellierung von AND-Verknüpfungen sehen, wie folgt, aus:

Knoten	Aufgaben im AND-Join
Join1	A, B
Join2	C, D
Join3	B, E
Join4	B, C, D

Join5	G, H
Join61	J, K
Join62	J, K, L
Join7	H, I
Join81	N, Q
Join82	N, Q, P
Join83	N, O, P, Q
Join84	N, O, P, Q, R
Join91	F, M
Join92	F, M, S
Join101	T, U
Join102	T, U, V

Zusammen mit der Knoten, die die Endtermine von Aufgaben modellieren, besteht das resultierende Bayes'sche Netzwerk aus 59 Knoten und sieht, wie folgt, aus (Abb. 6.6). Die Gesamtdauer des Projekts verteilt sich folgendermaßen (Abb. 6.5). Die Wahrscheinlichkeit, nicht später als in 36 Monaten fertig zu werden, ist 80,74%.

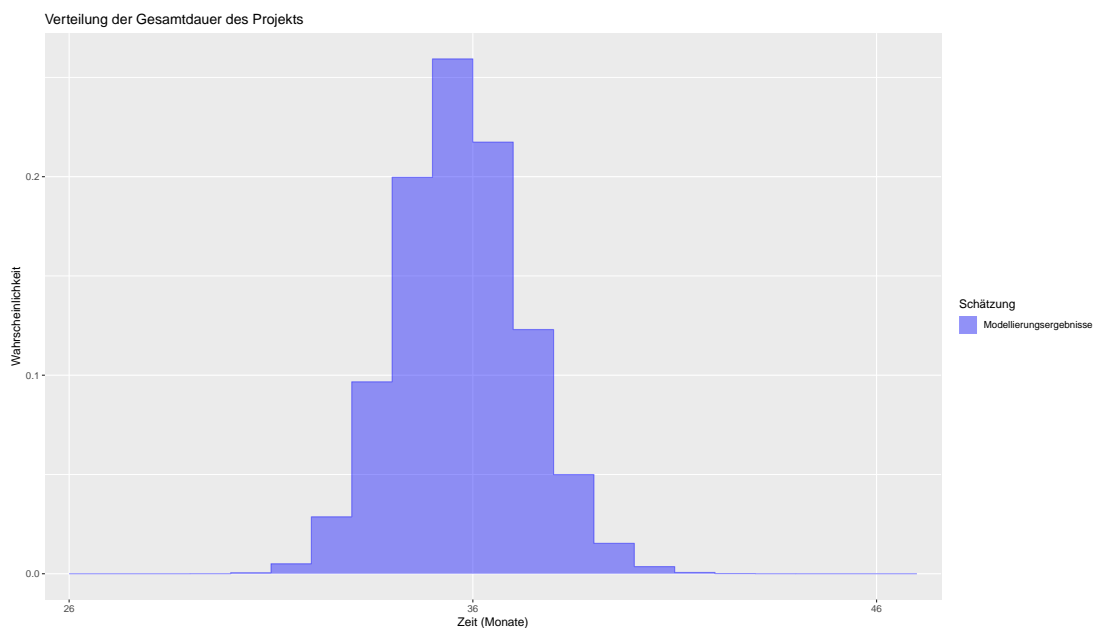


Abbildung 6.5 – Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B

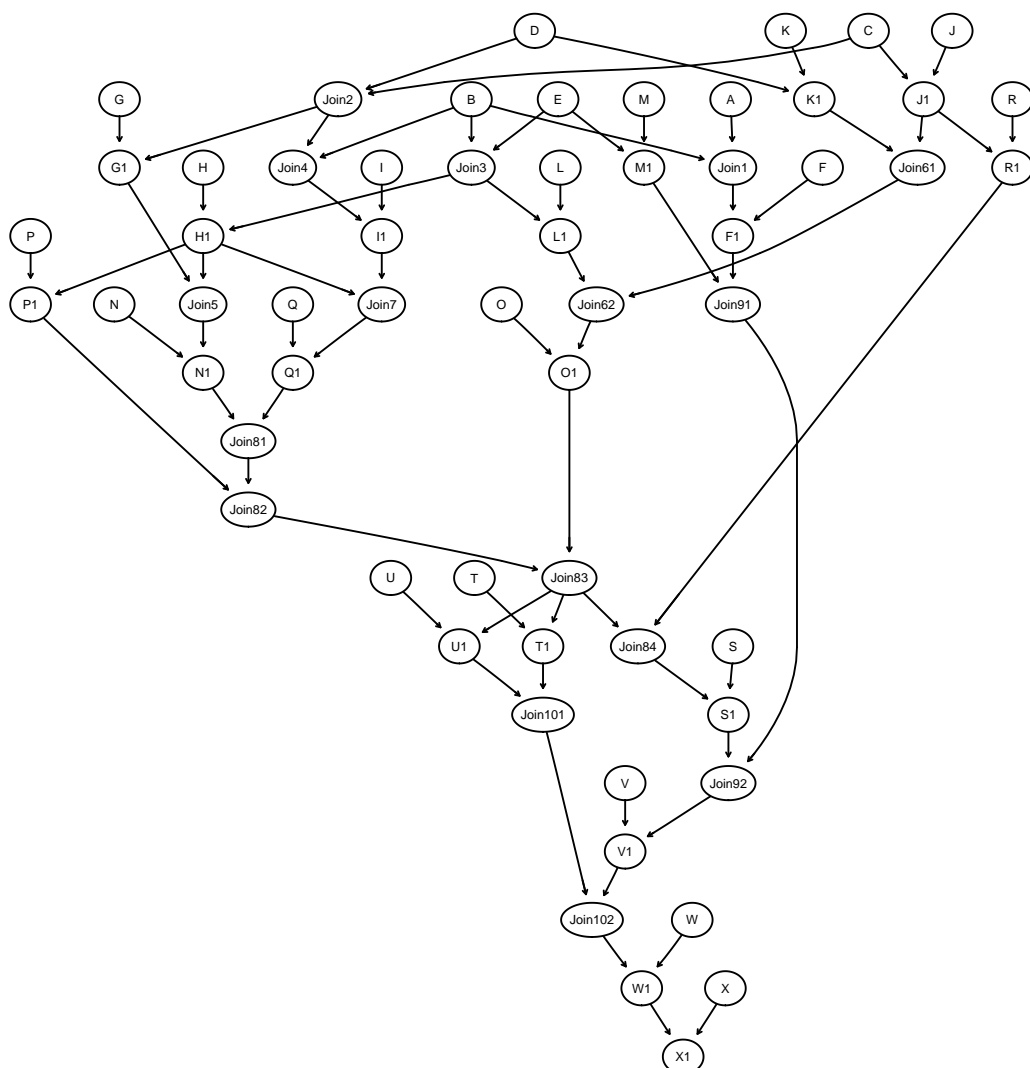


Abbildung 6.6 – Bayes'sches Netz für das Projekt B

Einige Aufgaben dieses Projekts sind bereits abgeschlossen. Es stehen folgende Informationen zur Verfügung:

Aufgabe	Dauer	Fehlausrichtung mit dem Plan	Abschlussdatum
B	10 Monate	+2 Monate	Monat 10
C	7 Monate	–	Monat 7
D	6 Monate	–	Monat 6
E	14 Monate	+2 Monate	Monat 14
F	11 Monate	+2 Monate	Monat 21
J	10 Monate	+2 Monate	Monat 17

K	13 Monate	+5 Monate	Monat 19
L	8 Monate	+2 Monate	Monat 22
M	12 Monate	+6 Monate	Monat 26
P	4 Monate	-2 Monate	Monat 22
Q	4 Monate	-3 Monate	Monat 22
R	7 Monate	+2 Monate	Monat 24

Der im fünften Kapitel beschriebene Algorithmus für Korrektur kann in diesem Fall nicht angewendet werden. Die Ergebnisse des Knotens *H1*, die mit Verzögerung von den Knoten *B* und *E* beeinflusst wurden, sind nicht größer als die Ergebnisse des Knotens *G1*, der nicht verschoben werden soll. Deshalb sollte das gesamte Netz noch mal konstruiert werden. Die oben genannten beobachteten Knoten bekommen nur ein Ergebnis, das gleich ihre Evidenz ist. Die Schätzung der Gesamtdauer des Projekts sieht dabei folgendermaßen aus (Abb. 6.7). Die Wahrscheinlichkeit, das Projekt in 36 Monaten abzuschließen, liegt jetzt bei 0,01%.

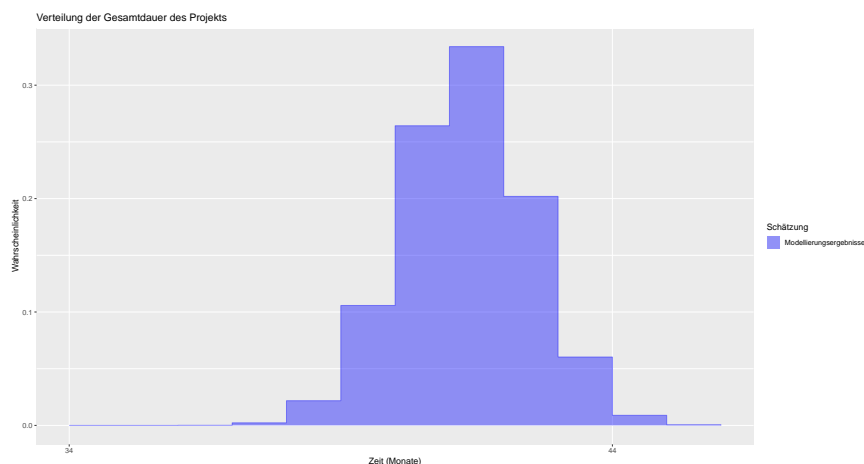


Abbildung 6.7 – Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B mit Evidenz

Die Erhöhung der zusätzlichen Ressourcen kann helfen, das Projekt zu beschleunigen. Die Aufgaben *S* und *V* sind einem Projektpartner zugeordnet (Knoten *RES1*). Die Aufgaben *T* und *U* an zwei andere (Knoten *RES2* und *RES3*). Es hat keinen Sinn, die Aufgabe *S* zu beschleunigen, da sie mit den Aufgaben *M* und *F* synchronisiert werden sollte, die bereits verspätet wurden. Die anderen drei Aufgaben können sich jedoch auf die Gesamtdauer des Projekts auswirken. Die Aufgabe *V* kann je nach Ressourcennutzung um 3 Monate verschoben werden. Die Aufgaben *T* und *U* können jeweils um 1 Monat verschoben werden. Die linguistischen Variablen und Fuzzy-Regeln zur Modellierung der Ressourcennutzung sind im Anhang dieser Arbeit (Siehe S. 156) zu finden. Das erweiterte Modell sieht wie folgt aus (Abb. 6.8).

Wenn alle Ressourcen intensiver genutzt werden, steigt die Wahrscheinlichkeit, das Projekt in 36 Monaten abzuschließen, auf 71,07% (Abb. 6.9).

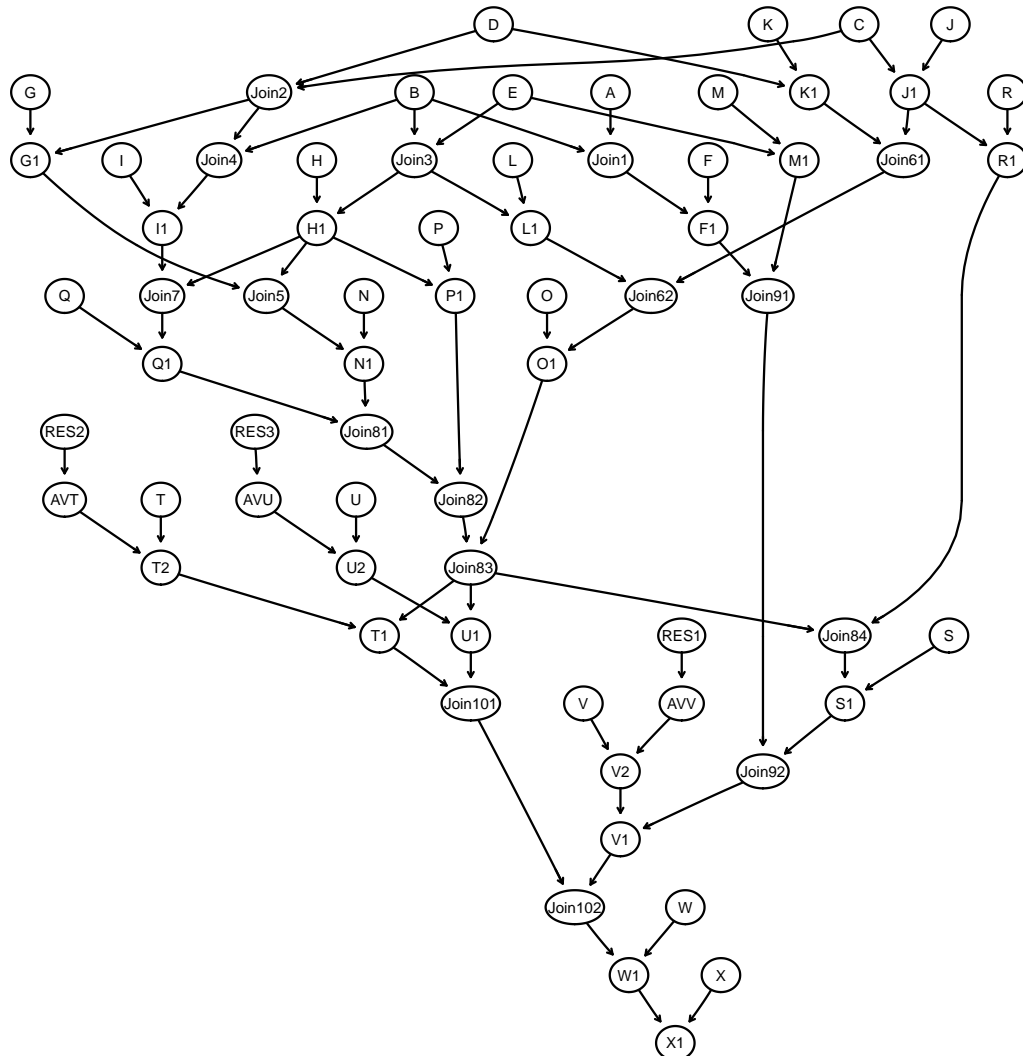


Abbildung 6.8 – Bayes'sches Netz für das Projekt B mit Ressourcen

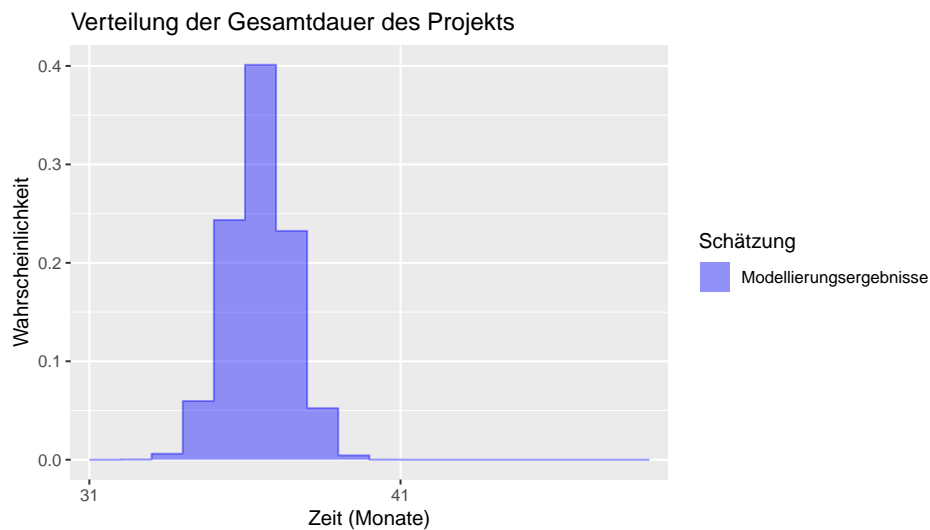


Abbildung 6.9 – Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B mit modellierter Ressourcenausnutzung

6.3 Fazit

In diesem Kapitel wurde die praktische Anwendung der entwickelten Methode an zwei Forschungs-Projekten gezeigt. Diese Methode berechnet die Auswirkung der Schätzungen der Dauer der einzelnen Aufgaben auf die Gesamtdauer des Projekts. Die Ergebnisse der Inferenz können mit aktuellen Informationen über die Projektdurchführung oder über die verfügbaren Ressourcen angereichert werden.

Für das zweiten Projekt wurde die Verteilung der Gesamtdauer nach Abschluß einiger Aufgaben modelliert. Auch wurde gezeigt, wie die Nutzung von zusätzlichen Ressourcen den Abschlusstermin des gesamten Projektes beeinflussen kann.

Für den erfolgreichen Einsatz dieser Technik sind Änderungen in den Methoden der Projektplanung erforderlich. Am effektivsten ist sie, wenn Aufgaben nach dem PERT-Ansatz (die minimal mögliche Dauer, die maximal mögliche Dauer und die wahrscheinlichste Dauer) geplant werden. So kann die vorgeschlagene Technik der Modellierung die Abhängigkeit zwischen einzelnen Aufgaben vollständiger zeigen.

Kapitel 7

Zusammenfassung und Ausblick

Im Folgenden wird der Beitrag der einzelnen Kapitel der Dissertation zusammengefasst.

Planung von Forschungs- und Entwicklungsprojekten ist eine komplexe Aufgabe, weil sie im Zusammenhang mit mehreren Arten von Unsicherheiten bei Expertenschätzungen steht: die Unsicherheit in der Aufgabendauer, die Unsicherheit in der Ressourcennutzung und die Unsicherheit in der möglichen alternativen Prozessszenarien. Die bestehenden Techniken zur Projektplanung und Prozessmodellierung berücksichtigt nicht alle dieser unsicheren Faktoren. Des weiteren werden die Ergebnisse, die im Rahmen dieser Arbeit erhalten wurden, vorgestellt und gewertet. Anschließend werden die möglichen Richtungen für zukünftigen Untersuchungen und Erweiterungen vorgeschlagen.

7.1 Zusammenfassung des Aufbaus der Doktorarbeit

Im ersten Kapitel wurde das in Rahmen dieser Dissertation zu lösende Problem beschrieben und eingegrenzt. Als Probleme wurden herausgestellt, dass die Planung und die Ablaufsteuerung von Forschungs- und Entwicklungsprojekten eine komplexe Aufgabe ist, weil sowohl die Dauer jeder einzelnen Aufgabe als auch ihren Abhängigkeiten und Auswirkungen auf die Gesamtdauer des Projektes nur anhand einer Expertenmeinung geschätzt können. Das nächste Problem liegt in dem sich möglicherweise während der Durchführung verändernden Zeitplan des Projektes, bei dem die Einflüsse dieser Änderungen nicht eindeutig erkennbar werden können. Die Aufgabe wird dadurch erschwert, dass die während des Projektablaufs gewonnenen Informationen im Modell berücksichtigt werden sollen. Diese Schätzungen und ihre Abhängigkeiten benötigen eine Technik zur Darstellung und Modellierung, damit sollen die Auswirkungen der einzelnen Faktoren berücksichtigt werden.

Anschließend wurden im zweiten Kapitel Einflussfaktoren vorgestellt, die bei der Projektplanung und -steuerung berücksichtigt werden sollten. Die Auswirkungen der Organisationsstruktur des Unternehmens und ihre Typen wurden dabei näher erläutert. Forschungs- und Entwicklungsprojekte werden oft in Zusammenarbeit verschiedener Institutionen durchgeführt. Ergebnis der Analyse des Ist-Standes ist, dass solche Kooperationen eine dezentralere und verzweigte Projekt-Organisationsstruktur erfordern. Danach wurden die Effektivitätskriterien betrachtet, die bei der Projektplanung zumeist verwendet werden. Weiterhin wurden die häufig eingesetzten Methoden zur Projektplanung, sowie dabei zur Anwendung kommende Prozessmodelle und -notationen untersucht.

Im dritten Kapitel wurden Konzepte zur Berücksichtigung der Unsicherheit, wie probabilistische grafische Modelle und die Fuzzy-Logik beschrieben. Diese Konzepte betrachten die Unsicherheit von verschiedenen Sichtpunkten. Für die folgenden eigenen Arbeiten wird abgeleitet, dass sowohl die Unsicherheit in Bezug auf die Realisierung eines von mehreren alternativen Ergebnissen als auch die Unsicherheit in Bezug auf die Ungenauigkeit der Interpretation des beobachteten Ergebnisses berücksichtigt werden können. Anschließend wurden die erweiterten Prozessmodelle beleuchtet, die eine flexiblere bzw. verändernde Prozessbeschreibung unterstützen.

Im vierten Kapitel wurde ein Algorithmus zum Aufbau eines Bayes'schen Netzes auf Basis eines Prozessmodells von Projekten entwickelt und vorgestellt. Es wurden Regeln der Modellierung von häufig benutzten Workflowmustern als Sequenz, AND-, XOR-, OR-Verknüpfung aufgestellt. Die Aufgabendauer und ihre Abschlusstermine bilden dabei die Zufallsvariablen im Modell. Die A-priori-Wahrscheinlichkeiten von Aufgabendauern wurden mithilfe von der PERT-Verteilung, einer speziellen Art der Beta-Verteilung, geschätzt. Es wurden vier Algorithmen zur Diskretisierung der kontinuierlichen Verteilungen entwickelt. Einer von denen basiert auf der Gauß'schen Quadraturformel und liefert die Diskretisierung der PERT-Verteilung mit fehlerfreiem Erwartungswert. Der Aufbau des Modells wurde anhand eines für diesen Zweck aussagefähigen Beispielprojekts gezeigt.

Im fünften Kapitel wurde eine Technik zur Modellierung von Fuzzy-Inferenzsystemen entwickelt und beschrieben. Eine begrenzte Klasse von solchen Systemen kann direkt in Bayes'sche Netze integriert werden. Um dies zu ermöglichen, wurden die linguistischen Variablen auf der vollständigen Regelbasis definiert. Anschließend wurden die Algorithmen zur Berechnung von Wahrscheinlichkeitsmaßen der linguistischen Variablen, die die Rolle der A-priori-Schätzungen dieser Variablen im Bayes'schen Netz spielen sollen, implementiert. Danach wurde der Algorithmus der Modellausgangskorrektur für den Fall entwickelt, dass die Aufgabe über die Grenzen des geschätzten Zeitplans hinausgeht, z.B. bei ungeplanten Verzögerungen oder Verkürzungen entstehen. Damit können einige Modelle unter gewissen

Einschränkungen ohne Wiedererstellung korrigiert werden. Anschließend wurden Ähnlichkeitsmaße und -metriken beschrieben und angewendet. Die Nutzung des erweiterten Modells für eine “Was-Wäre-Wenn”-Analyse wurde anhand des Projekts aus dem vierten Kapitel gezeigt.

Im sechsten Kapitel wurde die Funktionsweise der vorgeschlagenen Technik anhand der zwei Beispielprojekte evaluiert und dargestellt. Mit dieser Methode war es möglich, die Auswirkungen der Verzögerung bei der Ausführung einiger Aufgaben und der Gewinnung zusätzlicher Ressourcen auf die Gesamtdauer des Projekts abzuschätzen.

7.2 Die in der Arbeit erhaltenen Ergebnisse

In der Dissertation wurde die Technik zur Modellierung und Überwachung von Forschungsprojekten unter Unsicherheit mittels der Verwendung von Bayes’schen Netzen entwickelt. Das entwickelte Konzept ermöglicht es, den Einfluss der einzelnen Aufgaben, der eingesetzten Ressourcen auf die Gesamtdauer des Projekts abzuschätzen. Im Rahmen dieser Arbeit wurden folgende Ergebnisse erzielt:

1. Formulierung einer Regelbasis für den Aufbau eines Bayes’schen Netzes anhand des Prozessmodells, beschrieben in einer Workflow-Notation;
2. Entwicklung eines Algorithmus für die Modellierung der Parallelität von Aufgaben (AND-Join) in Bayes’schen Netzen;
3. Erarbeitung von Algorithmen für die Modellierung der verschiedenen Arten der Alternativen von Aufgaben (XOR- und OR-Join) in Bayes’schen Netzen;
4. Entwicklung von Näherungsverfahren zur Diskretisierung der kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen;
5. Ermittlung von Koeffizienten der Gauß’schen Quadraturformel für die PERT-Verteilung;
6. Erarbeitung eines Verfahrens zur Modellierung der Fuzzy-Inferenz mit der vollständigen Regelbasis mittels Bayes’scher Netze;
7. Formulierung eines Algorithmus der Modellkorrektur für einige Modelle mit gewissen Einschränkungen im Fall von unerwarteten Ereignissen, wie z.B. ungeplante Verzögerung oder Verkürzung;
8. Evaluierung der Ergebnisse der vorgeschlagenen Lösungen anhand von zwei Beispielen von realen Forschungs- und Entwicklungsprojekten einer größeren Forschungseinrichtung.

7.3 Zukünftige Untersuchungen und mögliche Erweiterungen

Die vorliegende Dissertation ebnet den Weg für weitere Forschung zur Verbesserung der angewandten Techniken und Implementierung ihrer Werkzeugunterstützung.

Das vorgeschlagene Konzept kann unter Anwendung von Entscheidungsnetzen erweitert werden. Diese stellen eine Generalisierung von Bayes'schen Netzen dar und bewerten alle möglichen Veränderungen im Prozess mithilfe ihrer Nutzenfunktionen. Damit können alternative Szenarien im Rahmen des Konzepts verglichen und bewertet werden. Dies bringt weitere Möglichkeiten, um Entscheidungen des Projektverantwortlichen zu unterstützen.

Momentan basiert die in der Arbeit vorgestellte Technik auf den Schätzungen eines Experten. Mit Anwendung der Dempster-Shafer-Theorie können unsichere Schätzungen von mehreren Experten berücksichtigt werden. Die Bayes'sche Netze könnten dafür erweitert werden, um eine solche Art der Schlussfolgerung zu unterstützen.

Schleifen im Prozessmodell können nicht mit dem originalen Konzept von Bayes'schen Netzen repräsentiert werden, weil dieses zu den unendlichen Definitionsmengen möglicher Schätzungen der Aufgaben- oder Projektdauer führt und die Inferenzalgorithmen für Bayes'sche Netze stört. Algebraische Bayes'sche Netze, eine Weiterentwicklung des originalen Konzepts unterstützen die Inferenz mit Schleifen. Die in der Dissertation vorgeschlagenen Methoden können für diese Klasse von Netzen generalisiert werden. Modellierung anderer komplizierterer Workflow-Muster, wie Diskriminator oder Abbrechungsfall könnten auch eine mögliche Richtung zur Weiterentwicklung des Modells werden.

Zur praktischen Nutzung kann auf Basis der gewonnenen Kenntnisse ein Tool-System zur Unterstützung der Prozessplanung und der Ablaufsteuerung erstellt werden, das die Komplexität des Modells verbirgt, und mit dem mehrere Forschungs- und Entwicklungsprojekte gleichzeitig gesteuert werden können. Es sollten Techniken zur Modellierung von Abhängigkeiten zwischen gemeinsamen Ressourcen in verschiedenen Projekten entwickelt werden. Das gesamte System kann mit einem Process-Data-Warehouse verbunden werden, welches die Informationen über frühere Projekte ablegen und Ähnlichkeiten des aktuellen Projekts analysieren soll. Dies ist notwendig, um frühere Fehler zu vermeiden und bewährte Praktiken einzuhalten. Dafür sollten die Techniken zum Vergleichen der geplanten Aufgaben und ihre Sequenzen erforscht werden, wie z.B. Case-Based-Reasoning.

Darüber hinaus kann die Anwendbarkeit der beschriebenen Technik für andere Bereiche, wie z.B. Software-Entwicklungs- oder Bauprojekte untersucht werden.

Abkürzungsverzeichnis

ACM	Advanced-(oder Adaptive-) Case-Management
BPM	Business-Processmanagement
BCPM	Bayes'sche Methode des kritischen Pfades
CMMN	Case Management Model amd Notation
CPM	Methode des kritischen Pfades
CPT	Tabelle von bedingten Wahrscheinlichkeiten
GERT	Graphical Evaluation and Review Technique
KPI	Key Performance Indicators
MCMC	Markov-Chain-Monte-Carlo Verfahren
OMG	Object Management Group
PERT	Program Evaluation and Review Technique
PSTCM	Probabilistic Strategy for Temporal Constraint Management
WDF	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
YAWL	Yet Another Workflow Language

Abbildungsverzeichnis

2.1	Lebenszyklus eines Projektes aus [Tim17]	8
2.2	Funktionale Organisationsstruktur nach [Pro04]	10
2.3	Funktionale Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]	11
2.4	Ausgewogene Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]	11
2.5	Projekt-Matrix-Organisationsstruktur nach [Pro04]	12
2.6	Projektorientierte Organisationsstruktur nach [Pro04]	12
2.7	Kombinierte Organisationsstruktur nach [Pro04]	13
2.8	Netzwerk-Organisationsstruktur in Anlehnung an [PP98]	14
2.9	Beispiel des Netzplans aus [Pro04]	16
2.10	Mehrfachauswahl in YAWL aus [AHKB03]	23
2.11	Mehrfachauswahl in Petri-Netzen	23
2.12	Deferred-Choice in YAWL aus [AHKB03]	23
2.13	Zwei mögliche Umsetzungen von Deferred-Choice in Petri-Netzen aus [AHKB03]	24
2.14	Beispiel des CMMN-Modells	26
3.1	Beispiel der Markov-Kette	32
3.2	T-Norm für Zadeh-Logik nach [Tul07]	41
3.3	T-Conorm für Zadeh-Logik nach [Tul07]	41
3.4	T-Norm für pseudo-probabilistische Logik nach [Tul07]	42
3.5	T-Conorm für pseudo-probabilistische Logik nach [Tul07]	42
3.6	T-Norm für Łukasiewicz-Logik nach [Tul07]	43
3.7	T-Conorm für Łukasiewicz-Logik nach [Tul07]	44
3.8	Architektur des Fuzzy-Inferenzsystems angelehnt an [JSM96]	45
3.9	Fuzzy-Inferenzprozess angelehnt an [JSM96]	45
3.10	PERT-Modell nach [JS90]	50
3.11	GERT-Modell aus [Moo78]	51
3.12	Bayes'sches Netz für die Aufgabedauer nach [KFN07]	52
3.13	Schema der Aktivität im Netzplan nach [KFN07]	53

3.14	Beispiel des Projektplans in Anlehnung an [KFN07]	53
3.15	Beispiel des Bayes'schen Netzes nach [KFN07]	54
3.16	Sequenzblock nach [LNCY11]	56
3.17	Iterativblock nach [LNCY11]	57
3.18	Parallelblock nach [LNCY11]	57
3.19	Auswahlblock nach [LNCY11]	58
3.20	Anscombe-Quartett aus [MF17]	59
3.21	Typen der Kantenbeschriftungsfunktion aus [Pin07]	60
3.22	Aktivität von Emergent Workflow aus [JC99]	62
3.23	Entscheidungsverbindungen aus [JC99]	62
3.24	Beispiel des Prozesses aus [JC99]	63
3.25	Beispiel des Declare-Systems aus [WM11]	64
4.1	Modell der Zusammenarbeit im Forschungsprojekt nach [GFF16]	69
4.2	Sequenz in YAWL-Notation	71
4.3	Sequenz im Bayes'schen Netz	73
4.4	AND-Join in YAWL-Notation	74
4.5	AND-Split in YAWL-Notation	74
4.6	AND-Join im Bayes'schen Netz	74
4.7	AND-Join von mehreren Aufgaben im Bayes'schen Netz	75
4.8	XOR-Join in YAWL-Notation	76
4.9	XOR-Split in YAWL-Notation	76
4.10	XOR-Join im Bayes'schen Netz. Version 1	77
4.11	XOR-Join im Bayes'schen Netz	79
4.12	OR-Join in YAWL-Notation	80
4.13	OR-Split in YAWL-Notation	81
4.14	Normalverteilung	83
4.15	Chi-Quadrat-Verteilung	84
4.16	Log-Normalverteilung	84
4.17	PERT-Verteilung	86
4.18	PERT-Verteilungsdichte	91
4.19	YAWL-Modell des Projekts	94
4.20	Bayes'sches Netz des Beispielsprojektes	95
4.21	Schätzungen für das Abschlussdatum des Beispielsprojektes	97
5.1	Linguistische Variable EP	103
5.2	Graphische Darstellung des zweiten Integrals	104
5.3	Linguistische Variable TA	106

5.4	Gauß'sche Verteilung für die technische Ausrüstung	106
5.5	Linguistische Variable AV	110
5.6	Linguistische Variable AV nach Beobachtung	112
5.7	Bayes'sches Netz für das Beispiel	112
5.8	Linguistische Variable BE	115
5.9	Linguistische Variable SA	115
5.10	Integration der Fuzzy-Inferenz ins Modell	116
5.11	Schätzungen für das Abschlussdatum des Beispielsprojektes	117
5.12	Erweitertes Netz des Beispielsprojektes	118
5.13	Schätzungen für das Abschlussdatum mit der Evidenz (1)	119
5.14	Schätzungen für das Abschlussdatum mit der Evidenz (2)	119
5.15	Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (1)	121
5.16	Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (2)	121
5.17	Schätzungen für das Abschlussdatum der Aufgabe AA1 (3)	122
5.18	Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz über Res- sourcen	123
5.19	Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz für AA . .	125
5.20	Korregierte Schätzungen für das Abschlussdatum des Projektes mit Evidenz für AA	126
6.1	YAWL-Modell des Projekts A	133
6.2	YAWL-Modell des Projekts A	134
6.3	Verteilung für Gesamtdauer des Projekts A	135
6.4	YAWL-Modell des Projekts B	136
6.5	Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B	137
6.6	Bayes'sches Netz für das Projekt B	138
6.7	Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B mit Evidenz	139
6.8	Bayes'sches Netz für das Projekt B mit Ressourcen	140
6.9	Verteilung für Gesamtdauer des Projekts B mit modellierter Ressourcenaus- nutzung	141

Literaturverzeichnis

- [Aal98] Wil van der Aalst. The application of petri nets to workflow management. *Journal of circuits, systems, and computers*, 8(01):21–66, 1998.
- [AH04] Wil van der Aalst and Kees Max van Hee. *Workflow management: models, methods, and systems*. MIT press, 2004.
- [AH05] Wil van der Aalst and Arthur ter Hofstede. Yawl: yet another workflow language. *Information systems*, 30(4):245–275, 2005.
- [AHKB03] Wil van der Aalst, Arthur ter Hofstede, Bartek Kiepuszewski, and Alistair P Barros. Workflow patterns. *Distributed and parallel databases*, 14(1):5–51, 2003.
- [AWG05] Wil M.P. van der Aalst, Mathias Weske, and Dolf Gruenbauer. Case handling: A new paradigm for business process support. *Data and Knowledge Engineering*, 53, 2005.
- [BF97] Ramaiya Balachandra and John Friar. Factors for success in r&d projects and new product innovation: a contextual framework. *IEEE Transactions on Engineering management*, 44(3):276–287, 1997.
- [BP06] Antonio Brogi and Razvan Popescu. From bpel processes to yawl workflows. In *International Workshop on Web Services and Formal Methods*, pages 107–122. Springer, 2006.
- [Car99] Steinar Carlsen. Emergent workflow: The ais workware demonstrator. *Siggroup Bulletin*, 20(3):6–7, 1999.
- [CKNS89] JK Chung, PL Kannappan, CT Ng, and PK Sahoo. Measures of distance between probability distributions. *Journal of mathematical analysis and applications*, 138(1):280–292, 1989.

- [Cla62] Charles E Clark. Letter to the editor—the pert model for the distribution of an activity time. *Operations Research*, 10(3):405–406, 1962.
- [Dar09] Adnan Darwiche. *Modeling and reasoning with Bayesian networks*. Cambridge University Press, 2009.
- [Dav73] Edward W. Davis. Project scheduling under resource constraints—historical review and categorization of procedures. *A I I E Transactions*, 5(4):297–313, 1973.
- [Dem08] Arthur P Dempster. A generalization of bayesian inference. In *Classic works of the dempster-shafer theory of belief functions*, pages 73–104. Springer, 2008.
- [DHT00] Paul A David, Bronwyn H Hall, and Andrew A Toole. Is public r&d a complement or substitute for private r&d? a review of the econometric evidence. *Research policy*, 29(4-5):497–529, 2000.
- [GFF16] Vasilii Ganishev, Olga Fengler, and Wolfgang Fengler. Adaptive workflow system concept for scientific project collaboration. In *International Conference on Innovations for Community Services*, pages 115–128. Springer, 2016.
- [GRA08] C.W. Guenther, M. Reichert, and W.M.P. van der Aalst. Supporting flexible processes with adaptive workflow and case handling. In *Workshop on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises, 2008. WETICE '08. IEEE 17th*, pages 229–234, June 2008.
- [GV15] Vasilii Ganishev and Vadim Vagin. Speaker clustering using enhanced self-organizing incremental neural networks. *Programmnye produkty i sistemy (Software and Systems)*, 3:136–142, 9 2015.
- [Hes07] Stephen A Hess. *Design professional and construction manager law*. American Bar Association, 2007.
- [Jan17] Mario Janke. Anwendung von bayesschen netzen für die risikoanalyse und die modellierung von dynamischen workflows. Master’s thesis, TU Ilmenau, Germany, 2017.
- [JC99] Havard D Jorgensen and Steinar Carlsen. Emergent workflow: Planning and performance of process instances. In *Proceedings of the 1999 Workflow Management Conf.–Workflow-based Applications (WFM'99)*, pages 98–116, 1999.

- [JKB95] Norman L Johnson, Samuel Kotz, and N Balakrishnan. Continuous univariate distributions, vol. 2 of wiley series in probability and mathematical statistics: applied probability and statistics, 1995.
- [JP09] Michael Johannes and Nicholas Polson. Mcmc methods for continuous-time financial econometrics. *Handbook of Financial Econometrics*, 2(1), 2009.
- [JS90] George A. Johnson and Corey D. Schou. Expediting projects in pert with stochastic time estimates. *Project Management Journal*, 21(2):29–34, 1990.
- [JSM96] Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun, and Eiji Mizutani. *Neuro-fuzzy and soft computin. A computational approach to learning and machine intelligence*. Matlab Curriculum Series, 1996.
- [KFB09] Daphne Koller, Nir Friedman, and Francis Bach. *Probabilistic graphical models: principles and techniques*. MIT press, 2009.
- [KFGT07] Daphne Koller, Nir Friedman, Lise Getoor, and Ben Taskar. Graphical models in a nutshell. In Lise Getoor and Ben Taskar, editors, *Introduction to statistical relational learning*, volume 1, pages 13–55. MIT press Cambridge, 2007.
- [KFN07] Vahid Khodakarami, Norman Fenton, and Martin Neil. Project scheduling: Improved approach to incorporate uncertainty using bayesian networks. *Project Management Journal*, 38(2):39–49, 2007.
- [KP83] JinHyung Kim and Judea Pearl. A computational model for causal and diagnostic reasoning in inference systems. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 190–193, 1983.
- [KP97] Daphne Koller and Avi Pfeffer. Object-oriented bayesian networks. In *Proceedings of the Thirteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pages 302–313. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997.
- [KW59] James E. Kelly and Morgan R. Walker. Critical path planning and scheduling: An introduction. *Mauchly Associates, Ambler, PA*, 1959.
- [Lan10] Kenneth Lange. Quadrature methods. In *Numerical analysis for statisticians*, pages 363–379. Springer Science & Business Media, 2010.
- [Lau10] Kurt Lautenbach. *A Petri net approach for propagating probabilities and mass functions*. Inst. für Informatik, Universität Koblenz-Landau, 2010.

- [LK99] Werner van Leekwijck and Etienne E Kerre. Defuzzification: criteria and classification. *Fuzzy sets and systems*, 108(2):159–178, 1999.
- [LNCY11] Xiao Liu, Zhiwei Ni, Jinjun Chen, and Yun Yang. A probabilistic strategy for temporal constraint management in scientific workflow systems. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 23(16):1893–1919, 2011.
- [LPK13] Deok Joo Lee, Sung-Joon Park, and Kyung-Taek Kim. A development of key performance indicators for the public r&d of energy technology using balanced scorecard approach. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, volume 2, 2013.
- [MBDR98] Kim T. Mueser, Gary R. Bond, Robert E. Drake, and Sandra G. Resnick. Models of community care for severe mental illness: A review of research on case management. *Schizophrenia Bulletin*, 24(1):37–74, 1998.
- [MF17] Justin Matejka and George Fitzmaurice. Same stats, different graphs: generating datasets with varied appearance and identical statistics through simulated annealing. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 1290–1294. ACM, 2017.
- [MNS13] Hamid R Motahari-Nezhad and Keith D Swenson. Adaptive case management: Overview and research challenges. In *Business Informatics (CBI), 2013 IEEE 15th Conference on*, pages 264–269. IEEE, 2013.
- [Moo78] Laurence J Moore. Project management using gert analysis. *Methodology*, 1978.
- [MRCF59] D. G. Malcolm, J. H. Roseboom, C. E. Clark, and W. Fazar. Application of a technique for research and development program evaluation. *Operations Research*, 7(5):646–669, 1959.
- [Obj14] Object Management Group. *Case Management Model and Notation*, 2014.
- [Pea88] Judea Pearl. *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*. Elsevier, 1988.
- [Pea90] Judea Pearl. Jeffrey's rule, passage of experience, and neo-bayesianism. In *Knowledge representation and defeasible reasoning*, pages 245–265. Springer, 1990.
- [Pet62] Carl Adam Petri. Kommunikation mit automaten. *PhD, University of Bonn, West Germany*, 1962.

- [Pet81] James L Peterson. Petri net theory and the modeling of systems. *The Computer Journal*, 1981.
- [Pin07] Alexander Pinl. *Probability propagation nets*. PhD thesis, Inst. für Informatik, Universität Koblenz-Landau, 2007.
- [PP98] Joel M Podolny and Karen L Page. Network forms of organization. *Annual review of sociology*, 24(1):57–76, 1998.
- [PPD06] Rong Pan, Yun Peng, and Zhongli Ding. Belief update in bayesian networks using uncertain evidence. In *Tools with Artificial Intelligence, 2006. ICTAI'06. 18th IEEE International Conference on*, pages 441–444. IEEE, 2006.
- [Pri66] A Alan B Pritsker. *GERT: Graphical evaluation and review technique*. Rand Corporation, 1966.
- [Pro04] Project Management Institute. *A Guide to the Project Management Body of Knowledge*. Project Management Institute, 3 edition, 2004.
- [PS89] Jeffrey K Pinto and Dennis P Slevin. Critical success factors in r&d projects. *Research-technology management*, 32(1):31–35, 1989.
- [RHAM06] Nick Russell, Arthur ter Hofstede, Wil van der Aalst, and Nataliya Mulyar. Workflow control-flow patterns: A revised view. *BPM Center Report*, pages 6–22, 2006.
- [RHEA04] Nick Russell, Arthur ter Hofstede, David Edmond, and Wil van der Aalst. Workflow resource patterns. Technical report, BETA Working Paper Series, WP 127, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, 2004.
- [RHEA05] Nick Russell, Arthur ter Hofstede, David Edmond, and Wil van der Aalst. Workflow data patterns: Identification, representation and tool support. In *International Conference on Conceptual Modeling*, pages 353–368. Springer, 2005.
- [RR01] Anthony Ralston and Philip Rabinowitz. Particular gaussian quadrature formulas. In *A first course in numerical analysis*, pages 108–113. Courier Corporation, 2001.
- [SB02] Ken Schwaber and Mike Beedle. *Agile software development with Scrum*, volume 1. Prentice Hall Upper Saddle River, 2002.

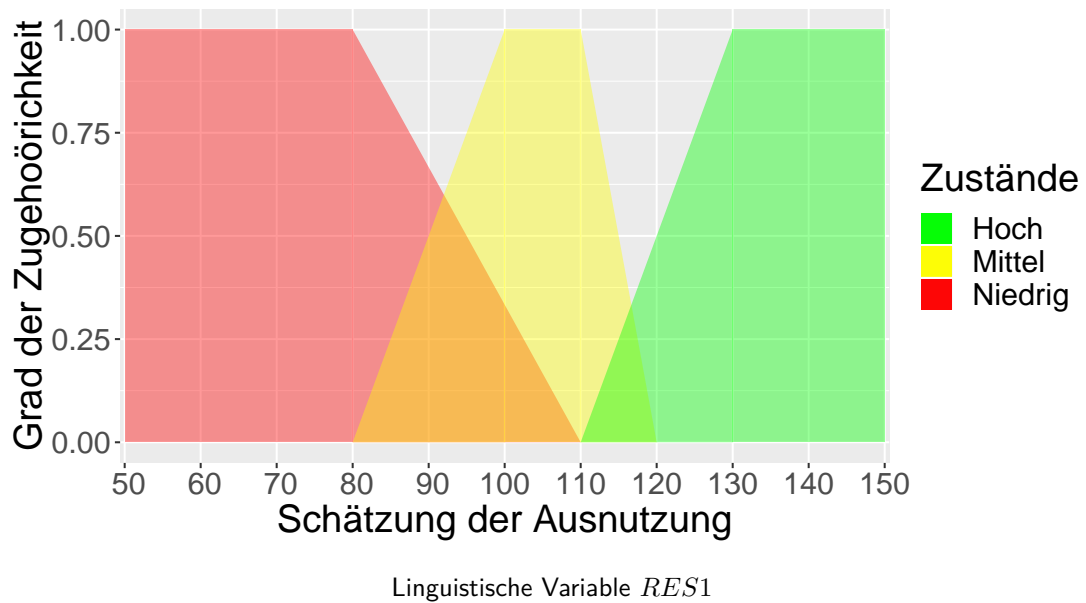
- [SB04] Nozer D Singpurwalla and Jane M Booker. Membership functions and probability measures of fuzzy sets. *Journal of the American Statistical Association*, 99(467):867–877, 2004.
- [Sch06] Christoph Schwindt. *Resource allocation in project management*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [Sha76] Glenn Shafer. *A mathematical theory of evidence*, volume 42. Princeton university press, 1976.
- [SPS11] Keith D Swenson, Nathaniel Palmer, and Bruce Silver. *Taming the Unpredictable Real World Adaptive Case Management: Case Studies and Practical Guidance*. Future Strategies, October 2011.
- [Tha96] Harry Thayer. Management of the hanford engineer works in world war ii: How the corps. *DuPont and the Metallurgical Laboratory fast tracked the original plutonium works (Reston, VA: American Society of Civil Engineers Press)*, 1996.
- [Tho09] Oliver Thomas. *Fuzzy-Methoden für die Prozessmodellierung*, pages 92–178. Gabler, Wiesbaden, 2009.
- [Tim17] Holger Timinger. Standards und normen im projektmanagement. In *Modernes Projektmanagement: Mit traditionellem, agilem und hybridem Vorgehen zum Erfolg*, pages 13–27. John Wiley & Sons, 2017.
- [Tul07] Alexander Lvovich Tulupiev. Nechetkie i verojatnostnye mery istinnosti [fuzzy and probability measures of truth]. In *Algebraicheskie bajesovskie seti: lokal'nyj logiko-verojatnostnyj vyvod [Algebraic Bayesian networks: local logical and probabilistic inference]*, pages 149–151. Izdatel'stvo "Anatoliia" [Anatolia Press], 2007.
- [WM11] Michael Westergaard and Fabrizio Maria Maggi. Declare: A tool suite for declarative workflow modeling and enactment. *BPM (Demos)*, 820:1–5, 2011.
- [Zad65] Lotfi Asker Zadeh. Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3):338–353, 1965.

Anhang

$$\mu_N^{RES1}(x) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \leq 80 \\ \frac{110-x}{30}, & \text{wenn } 80 \leq x \leq 110 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_M^{RES1}(x) = \begin{cases} \frac{x-80}{20}, & \text{wenn } 80 \leq x \leq 100 \\ 1, & \text{wenn } 100 \leq x \leq 110 \\ \frac{120-x}{10}, & \text{wenn } 110 \leq x \leq 120 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_H^{RES1}(x) = \begin{cases} \frac{x-110}{20}, & \text{wenn } 110 \leq x \leq 130 \\ 1, & \text{wenn } 130 \leq x \leq 150 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$



Regel R1.1: WENN $RES1 = N$, DANN $AVV = +3$ Tage \cup

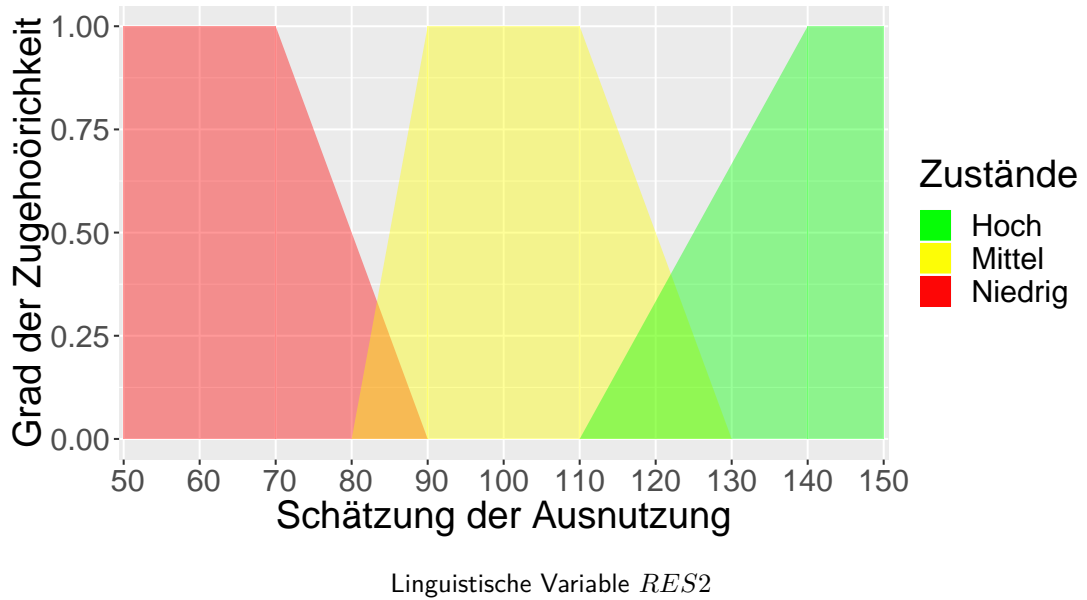
Regel R1.2: WENN $RES1 = M$, DANN $AVV = +0$ Tage \cup

Regel R1.3: WENN $RES1 = H$, DANN $AVV = -3$ Tage \cup

$$\mu_N^{RES2}(x) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \leq 70 \\ \frac{90-x}{20}, & \text{wenn } 70 \leq x \leq 90 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_M^{RES2}(x) = \begin{cases} \frac{x-80}{10}, & \text{wenn } 80 \leq x \leq 90 \\ 1, & \text{wenn } 90 \leq x \leq 110 \\ \frac{130-x}{20}, & \text{wenn } 110 \leq x \leq 130 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_H^{RES2}(x) = \begin{cases} \frac{x-110}{30}, & \text{wenn } 110 \leq x \leq 140 \\ 1, & \text{wenn } 140 \leq x \leq 150 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$



Regel R2.1: WENN $RES2 = N$, DANN $AVT = +1$ Tage \cup

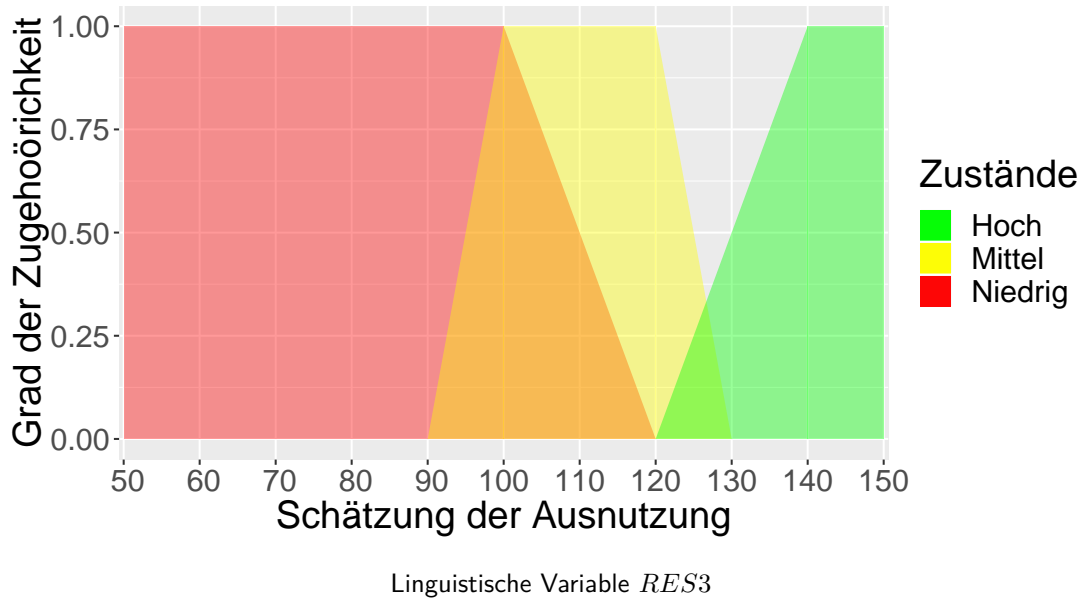
Regel R2.2: WENN $RES2 = M$, DANN $AVT = +0$ Tage \cup

Regel R2.3: WENN $RES2 = H$, DANN $AVT = -1$ Tage \cup

$$\mu_N^{RES3}(x) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } x \leq 100 \\ \frac{120-x}{20}, & \text{wenn } 100 \leq x \leq 120 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_M^{RES3}(x) = \begin{cases} \frac{x-90}{10}, & \text{wenn } 90 \leq x \leq 100 \\ 1, & \text{wenn } 100 \leq x \leq 120 \\ \frac{130-x}{10}, & \text{wenn } 120 \leq x \leq 130 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mu_H^{RES3}(x) = \begin{cases} \frac{x-120}{20}, & \text{wenn } 120 \leq x \leq 140 \\ 1, & \text{wenn } 140 \leq x \leq 150 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$



Regel R3.1: WENN $RES3 = N$, DANN $AVU = +1$ Tage \cup

Regel R3.2: WENN $RES3 = M$, DANN $AVU = +0$ Tage \cup

Regel R3.3: WENN $RES3 = H$, DANN $AVU = -1$ Tage \cup

Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Weitere Personen waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich hierfür nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten (Promotionsberater oder anderer Personen) in Anspruch genommen. Niemand hat von mir unmittelbar oder mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im In- noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form einer Prüfungsbehörde vorgelegt.

Ich bin darauf hingewiesen worden, dass die Unrichtigkeit der vorstehenden Erklärung als Täuschungsversuch bewertet wird und gemäß § 7 Abs. 10 der Promotionsordnung den Abbruch des Promotionsverfahrens zur Folge hat.

(Vasilii Ganishev)

Ilmenau, 09. Januar 2019